





UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE  
Faculté de génie  
Département de génie électrique et de génie informatique

SYSTÈME INTELLIGENT DE  
DÉTECTION ET DIAGNOSTIC DE  
FAUTES EN TOMOGRAPHIE  
D'ÉMISSION PAR POSITRONS

Thèse de doctorat  
Spécialité : génie électrique

Jonathan CHAREST

Jury : Réjean FONTAINE (directeur)  
Charles-Antoine BRUNET (codirecteur)  
Roger LECOMTE (codirecteur)  
Jean ROUAT (rapporteur)  
Sylvie RATTE (examineur externe)  
François MICHAUD



À Julie et nos deux enfants Brianna et Hugo  
que j'aime tant et qui m'ont toujours encour-  
ragé dans ce projet. Merci!



# RÉSUMÉ

La tomographie d'émission par positrons (TEP) est un outil de choix en imagerie moléculaire grâce à sa capacité à quantifier certains métabolismes et à porter des diagnostics précis sur l'évolution de pathologies. Cependant, la qualité du diagnostic est dépendante de la qualité de l'image obtenue. La complexité des appareils TEP fait en sorte que ceux-ci nécessitent des calibrations fréquentes demandant un professionnel qualifié dans le domaine que très peu de laboratoires pourvus d'un scanner possèdent.

Conséquemment, ce projet vise à concevoir un système intelligent pouvant détecter des fautes et porter un diagnostic sur un scanner TEP de façon automatique dans le but de maximiser la qualité des images produites. Le système intelligent développé permettra alors de pallier à la surcharge ou à l'absence d'un professionnel en laboratoire puisqu'il automatisera le contrôle de qualité de l'appareil. Le projet englobe donc : l'identification de données permettant de détecter et diagnostiquer les fautes, l'implantation de système intelligent par module et de façon hiérarchique, la validation de l'exactitude des diagnostics et finalement l'évaluation de l'impact du système sur la qualité des images produites par le scanner. Pour arriver à son but, le système intelligent met en oeuvre différentes méthodes d'intelligence artificielle comprenant des réseaux de neurones artificiels, un système expert à base de règles et diverses méthodes de traitement de signal.

Ce projet se penche plus spécifiquement sur le scanner LabPET<sup>TM</sup>, un scanner TEP pour petits animaux développé à Sherbrooke. LabPET<sup>TM</sup> est un bon candidat car il comporte un nombre élevé de canaux non interdépendants accentuant ainsi les bénéfices de la parallélisation apportés par le système proposé. Ainsi, les travaux ont permis de réaliser un système ayant une efficacité de détection et une exactitude de diagnostic dépassant les attentes et, une étude de l'impact du système sur la qualité des images a démontré une amélioration significative des paramètres de qualité d'image. Il en découle que le système est bien en mesure d'aider les professionnels dans l'entretien du scanner LabPET<sup>TM</sup>.

Les résultats devraient permettre de promouvoir le développement de systèmes intelligents de détection et de diagnostic de fautes d'appareils TEP. Des systèmes similaires seront certainement nécessaires au bon fonctionnement des prochaines générations d'appareils TEP, et les résultats de ce projet pourront alors servir de référence.

**Mots-clés :** Intelligence artificielle, tomographie d'émission par positrons (TEP), imagerie biomédicale, diagnostic de fautes, logique floue, système expert, réseau de neurones artificiels





# REMERCIEMENTS

Quand l'idée d'un retour aux études a germé dans ma tête, je n'aurais jamais cru que 5 ans plus tard, j'en serais à rédiger ce document. Il aura fallu beaucoup de courage et de sacrifices à Julie afin de m'encourager dans cette aventure et j'en suis très reconnaissant. J'aimerais aussi remercier mon directeur de recherche Réjean Fontaine, premièrement pour m'avoir encouragé à entreprendre le projet et ensuite pour m'avoir guidé, avec mes deux codirecteurs Charles-Antoine Brunet et Roger Lecomte, tout le long de mon cheminement doctoral. Que mes directeurs aient réussi à me guider tout en me faisant confiance et en me laissant énormément de liberté scientifique est tout à leur honneur en tant que formateurs de futurs chercheurs. Je tiens aussi à souligner le soutien financier qui m'a été octroyé par ceux-ci sans quoi je n'aurais jamais pu me lancer dans cette aventure.

Je ne pourrais pas non plus oublier les membres de l'équipe du GRAMS qui m'ont encouragé par leur expertise de l'architecture des scanners TEP et par leur bonne humeur contagieuse. Donc, merci à vous Louis Arpin, Caroline Paulin, Marc-André Tétrault et tous les autres (même les GRAMS3D). J'ai aussi côtoyé les membres du CIMS de temps à autre et j'aimerais les remercier pour leurs conseils complémentaires à ceux des membres du GRAMS. Plus spécifiquement, je suis reconnaissant du travail que Jean-François Beaudoin a fait dans le but de valider et évaluer les travaux de cette thèse en m'aidant à *détraquer son scanner*. Du CIMS, j'aimerais aussi remercier Jules Cadorette, Mélanie Bergeron et les autres.

Je voudrais aussi mentionner Rémy Béland pour avoir été mon grand allié et ami qui m'a toujours conseillé pour me permettre d'affronter la réalité du monde académique. Similairement, je me dois de souligner le soutien de mon camarade Jean-François Pratte par ses conseils et son appui.

Finalement, merci à mes parents qui m'ont toujours encouragé et dépanné même quand j'ai demandé beaucoup d'eux. Merci aussi à ma grande Brianna et mon petit Hugo, qui s'est ajouté en cours de route de m'avoir permis de constater, sans aucune équivoque, la causalité entre leur joie de vivre et mon moral!



# TABLE DES MATIÈRES

<b>1</b>	<b>INTRODUCTION</b>	<b>1</b>
1.1	Mise en contexte . . . . .	1
1.2	Définition et objectifs du projet de recherche . . . . .	4
1.2.1	Extraction de connaissances et identification des méthodes d'IA ap- propriées . . . . .	6
1.2.2	Implanter SIDOP de façon hiérarchique . . . . .	6
1.2.3	Valider la détection et le diagnostic . . . . .	6
1.2.4	Évaluer l'impact sur la qualité d'image . . . . .	7
1.3	Contributions originales . . . . .	7
1.4	Plan du document . . . . .	8
<b>2</b>	<b>ÉTAT DE L'ART</b>	<b>11</b>
2.1	Tomographie d'émission par positrons . . . . .	11
2.2	Contrôle de qualité en TEP . . . . .	13
2.2.1	Importance d'un QC adéquat . . . . .	13
2.2.2	État actuel du QC en TEP . . . . .	14
2.2.3	Conclusion . . . . .	14
2.3	Modules de calibration du scanner LabPET™ . . . . .	15
2.3.1	Acquisition . . . . .	15
2.3.2	Reconstruction . . . . .	21
2.3.3	Quantification . . . . .	27
2.3.4	Conclusion . . . . .	28
2.4	Systèmes intelligents de détection et diagnostic . . . . .	29
2.4.1	Systèmes experts (SE) . . . . .	30
2.4.2	Détection et diagnostic de fautes par classification . . . . .	33
2.4.3	Traitement des données d'entrée . . . . .	33
2.4.4	Intelligence artificielle en IM . . . . .	34
2.5	Conclusion . . . . .	34
<b>3</b>	<b>EXTRACTION DE PARAMÈTRES ET DÉTECTION DE FAUTES</b>	<b>35</b>
3.1	Avant-propos . . . . .	35
3.2	Abstract . . . . .	38
3.3	Introduction . . . . .	38
3.4	Fault Detection and Diagnosis . . . . .	40
3.5	CFFD Design . . . . .	41
3.6	Materials and Methods . . . . .	49
3.7	Results . . . . .	52
3.8	Discussion . . . . .	56
3.9	Conclusion . . . . .	57
3.10	Compléments au premier article . . . . .	58
3.10.1	Rencontres avec les professionnels . . . . .	58

3.10.2	Interface graphique . . . . .	59
<b>4</b>	<b>DIAGNOSTIC DE FAUTES ET VALIDATION</b>	<b>65</b>
4.1	Avant-propos . . . . .	65
4.2	Abstract . . . . .	68
4.3	Introduction . . . . .	68
4.4	Intelligent System . . . . .	69
4.5	Materials and Methods . . . . .	75
4.6	Results . . . . .	78
4.7	Discussion . . . . .	81
4.8	Conclusion . . . . .	83
4.9	Compléments au second article . . . . .	85
4.9.1	Données d'entraînement . . . . .	85
4.9.2	Améliorations . . . . .	86
4.9.3	Interface graphique du diagnostic . . . . .	88
4.9.4	Installation du système au CIMS . . . . .	89
<b>5</b>	<b>ÉVALUATION DES PERFORMANCES</b>	<b>91</b>
5.1	Avant-propos . . . . .	91
5.2	Abstract . . . . .	94
5.3	Introduction . . . . .	94
5.4	Design . . . . .	95
5.5	Materials and Methods . . . . .	98
5.6	Results . . . . .	103
5.7	Discussion . . . . .	109
5.8	Conclusion . . . . .	111
5.9	Compléments au troisième article . . . . .	112
5.9.1	Recalage d'image . . . . .	112
<b>6</b>	<b>DISCUSSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES</b>	<b>115</b>
6.1	Discussion . . . . .	115
6.2	Perspectives . . . . .	117
6.2.1	Évaluation sur d'autres scanners . . . . .	117
6.2.2	Réseaux probabilistes . . . . .	117
6.2.3	Mise en utilisation . . . . .	118
6.2.4	LabPET II . . . . .	119
<b>7</b>	<b>CONCLUSION</b>	<b>121</b>
7.1	Sommaire . . . . .	121
7.2	Contributions . . . . .	122
7.3	Ouverture . . . . .	123
<b>A</b>	<b>DÉTAILS MÉTHODOLOGIQUES</b>	<b>125</b>
A.1	Méthodes d'IA utilisées . . . . .	125
A.1.1	Extraction de paramètres . . . . .	125
A.1.2	Détection de fautes . . . . .	126

TABLE DES MATIÈRES	vii
A.1.3 Priorisation de fautes . . . . .	127
A.1.4 Diagnostic de fautes . . . . .	127
A.2 Recalage d'image . . . . .	130
<b>LISTE DES RÉFÉRENCES</b>	<b>131</b>



# LISTE DES FIGURES

1.1	Principe général de la TEP . . . . .	2
1.2	Photographie d'un scanner LabPET <sup>TM</sup> . . . . .	3
1.3	Simulation d'amélioration de la qualité d'image . . . . .	4
1.4	Exemple d'amélioration de la qualité d'image . . . . .	5
2.1	Processus pour obtenir une image TEP . . . . .	11
2.2	Modules impliqués dans la production d'une image quantitative . . . . .	16
2.3	Chaîne d'acquisition . . . . .	17
2.4	Histogramme d'énergie . . . . .	19
2.5	Simulation d'un sinogramme ayant des détecteurs défectueux . . . . .	21
2.6	Normalisation . . . . .	23
2.7	Systèmes experts . . . . .	30
2.8	Appartenance à des sous-ensembles en logique floue . . . . .	32
3.1	Global architecture . . . . .	42
3.2	Parameter extraction . . . . .	43
3.3	Normalization . . . . .	44
3.4	Crystal identification parameter extraction . . . . .	46
3.5	Channel fault detection . . . . .	47
3.6	Fault detection deviations . . . . .	52
3.7	Channel <i>health</i> indicator for APD bias faults . . . . .	53
3.8	Channel <i>health</i> indicator for noise threshold faults . . . . .	54
3.9	Channel APD bias fault detection efficiency . . . . .	55
3.10	Channel noise threshold fault detection efficiency . . . . .	55
3.11	Démarrage du processus de contrôle de qualité . . . . .	59
3.12	Carte de santé des canaux . . . . .	60
3.13	Indicateur de santé des canaux . . . . .	60
3.14	Paramètres d'un canal . . . . .	61
3.15	Histogrammes des pôles . . . . .	62
3.16	Histogrammes d'énergie . . . . .	64
4.1	Global architecture . . . . .	70
4.2	Status diagnosis . . . . .	71
4.3	Fault prioritization . . . . .	73
4.4	NEMA phantom . . . . .	74
4.5	Image quality . . . . .	75
4.6	Priority polarization . . . . .	79
4.7	Priority noise threshold . . . . .	79
4.8	FDD sensitivity polarization . . . . .	80
4.9	FDD sensitivity noise threshold . . . . .	81
4.10	Severity regression polarization . . . . .	82
4.11	Severity regression noise threshold . . . . .	82

4.12	Historique d'un canal . . . . .	85
4.13	Ajout à l'historique d'un canal . . . . .	86
4.14	Liste des canaux en fautes . . . . .	89
4.15	Carte de santé du scanner . . . . .	89
5.1	Global architecture . . . . .	96
5.2	Image quality parameters extraction . . . . .	98
5.3	NEMA phantom . . . . .	100
5.4	Corrected counts . . . . .	103
5.5	Qualitative image comparison . . . . .	104
5.6	Scanner health . . . . .	105
5.7	Relative CNR . . . . .	107
5.8	Relative uniformity . . . . .	107
5.9	Relative sensitivity . . . . .	108
5.10	Relative hotspots CNR . . . . .	108
5.11	Relative recovery coefficient CNR . . . . .	109
6.1	Solution potentielle . . . . .	118



# LISTE DES TABLEAUX

3.1	Test hardware specifications . . . . .	56
4.1	Diagnosis balanced accuracy . . . . .	80
4.2	Test hardware specifications . . . . .	83
4.3	Résultats détection fautes . . . . .	86
4.4	Résultats diagnostic de fautes . . . . .	87
4.5	Résultats diagnostic de sévérité . . . . .	88
5.1	Initial runs . . . . .	100
5.2	Pearson health . . . . .	105
5.3	Pearson correlation . . . . .	106



# LISTE DES ACRONYMES

- CAN** Convertisseur analogique-numérique (ou *Analog to Digital Converter (ADC)*). 15, 17, 19, 63
- CIMS** Centre d'imagerie moléculaire de Sherbrooke. 3, 58, 60, 66, 85, 117, 118, 121
- CSP** Préamplificateur de charge (ou *Charge Sensitive Preamplifier*). 15, 17
- FBP** Rétroprojection filtrée (ou *Filtered Back Projection*). 26
- FDD** Détection et diagnostic de fautes (ou *Fault Detection and Diagnosis*). 4, 8, 11, 14, 17, 29, 33, 34, 122
- FDG** Fluorodésoxyglucose. 2
- GRAMS** Groupe de recherche en appareillage médical de Sherbrooke. 3, 121
- IA** Intelligence artificielle. v, 1, 4–6, 8, 11, 14, 29, 34, 116
- IM** Imagerie moléculaire. v, 1, 11, 13, 29, 34
- LOR** Ligne de réponse (ou *Line of Response*). 11, 12, 22–25
- MLEM** Algorithme itératif maximisant l'espérance du maximum de similitude (ou *Maximum Likelihood Expectation Maximization*). 5, 26
- NEMA** *National Electrical Manufacturer Association*. 14, 112
- PAMP** Photodiodes à avalanches monophotoniques. 13
- PDA** Photodiodes à avalanches (ou *avalanche photodiodes (APD)*). 14, 15, 18, 19, 25, 119
- QC** Contrôle de qualité (ou *Quality Control*). 13, 14, 29, 58–60, 92, 115–117, 119, 121, 122
- RNA** Réseaux de neurones artificiels. 33, 87
- SE** Système expert. 29, 30
- SIDOP** Agent intelligent de diagnostic de scanner TEP optimisant les performances (ou *Scanner Intelligent Diagnosis for Optimal Performance*). v, 5–9, 17, 19, 20, 24, 26–29, 31, 33, 36, 58, 59, 63, 66, 85, 87–90, 92, 93, 112, 113, 115–119, 121–123

**SiPM** Photomultiplicateurs sur silicium (ou *Silicon Photomultipliers*). 13

**TDM** Tomodensitométrie (ou *Computed Tomopgraphy (CT)*). 20

**TEP** Tomographie d'émission par positrons. i, ix, 1–8, 11–18, 20, 22, 25, 26, 28, 29, 34, 36, 92, 115, 116, 121–123

**ToT** Temps au dessus du seuil (ou *Time-over-Threshold*). 119

# CHAPITRE 1

## INTRODUCTION

### 1.1 Mise en contexte



« I believe that at the end of the century the use of words and general educated opinion will have altered so much that one will be able to speak of machines thinking without expecting to be contradicted. »  
(Alan Turing)

Cette déclaration d'Alan Turing, considéré comme le père de l'informatique et de l'intelligence artificielle, s'est avérée être vraie puisque le terme *intelligence artificielle* est utilisé à profusion dans le langage commun d'aujourd'hui. Cependant, la majorité des *machines* dites intelligentes à ce jour ne pourraient pas passer le test de Turing [97]. Ce test fut décrit en 1950 par Alan Turing pour permettre de déterminer la capacité d'une machine à démontrer un comportement intelligent équivalent ou supérieur à celui d'un être humain. Pour passer le test, une machine doit être en mesure de tromper un interlocuteur humain en répondant à ses questions pour qu'à la fin du test, l'interlocuteur ne puisse déterminer s'il a interrogé un humain ou une machine. La définition d'aujourd'hui de l'intelligence artificielle (IA) est plus générale et englobe plusieurs sous-domaines, dont le traitement automatique du langage naturel qui est primordial au test de Turing. En IA moderne, le terme *machine* est remplacé par *agent intelligent* qui représente un système capable de percevoir son environnement et de prendre des mesures pour maximiser les chances d'atteindre son but [83].

Les techniques d'intelligence artificielle permettent de résoudre de nombreux problèmes que les techniques plus classiques ne sont pas en mesure de traiter efficacement. Cependant, malgré cette popularité, il reste encore plusieurs domaines où l'utilisation de l'IA pourrait être appropriée et où il reste suffisamment place à l'innovation tel qu'en imagerie moléculaire (IM). L'IM est un domaine de recherche de pointe visant à comprendre les bioprocessus supportant la vie afin de développer des traitements mieux adaptés aux maladies [104]. La tomographie d'émission par positrons (TEP) figure parmi les modalités d'IM en plein essor puisqu'elle permet de caractériser les métabolismes des êtres vivants en les quantifiant [76]. La TEP requiert qu'un radiotraceur, contenant un atome radioactif

se désintégrant par émission de positron (p. ex.  $^{11}\text{C}$ ,  $^{18}\text{F}$ ), tel que le fluorodésoxyglucose (FDG), soit administré à l'être vivant d'intérêt. Ensuite, le métabolisme du traceur peut être observé par reconstruction de séquences d'images basées sur le comptage des lignes de réponse produites par les paires de photons émis lors de l'annihilation des positrons tel qu'illustré à la figure 1.1 et décrit plus en détail à la section 2.1. L'utilisation de la TEP en oncologie permet de diagnostiquer les tumeurs et, par la suite, d'assurer le suivi des traitements de celles-ci [90]. Toutefois, la qualité du diagnostic et du suivi dépend elle-même de la qualité des images obtenues à l'aide de l'appareil. Le maintien de la qualité des images au niveau des caractéristiques techniques de l'appareil au cours du temps demande un entretien planifié qui nécessite le suivi de l'exactitude de l'appareil.

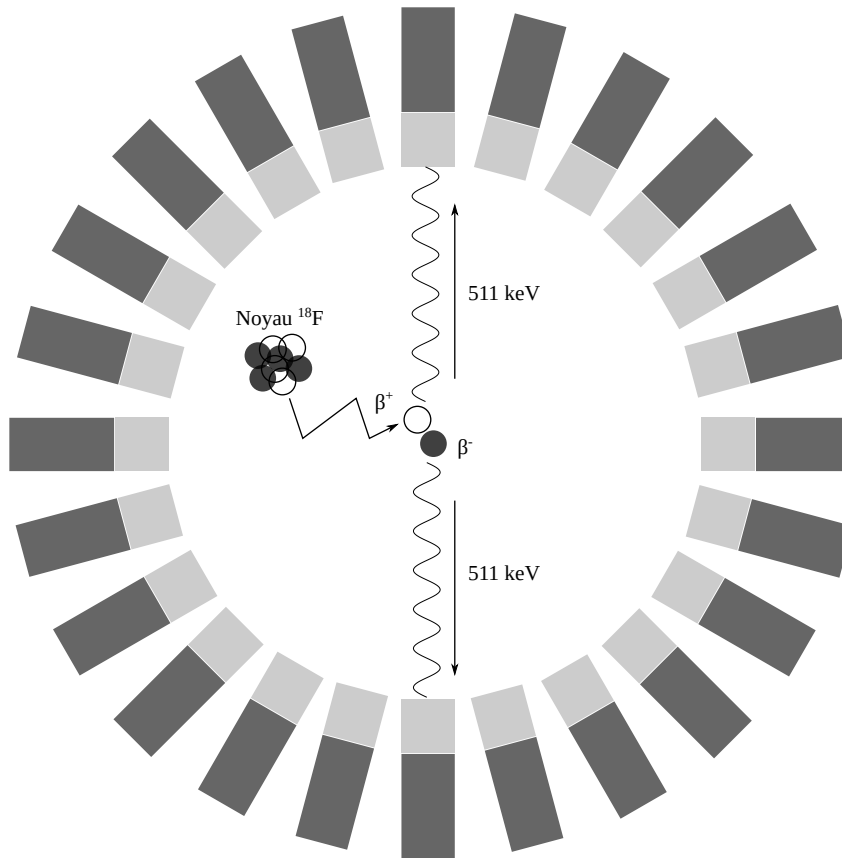


Figure 1.1 Désintégration d'un positron émis d'un noyau du radiotraceur et localisation des rayons incidents à l'aide d'un anneau de détection permettant ainsi d'établir une ligne de réponse.

Mais l'utilisation de la TEP ne s'arrête pas aux soins cliniques, car les appareils précliniques permettant d'imager des petits animaux peuvent être très utiles en recherche. De ce fait, la conception d'appareils précliniques constitue un domaine de recherche en pleine évolution. Les défis de conception d'appareils TEP précliniques se font majeurs puisque la petite taille

des sujets (souris, rats, lapins, etc.) demande une résolution spatiale nettement supérieure à celle des appareils cliniques. Une méthode éprouvée pour améliorer la résolution spatiale est d'utiliser des détecteurs de photons pixelisés [60]. Le Groupe de Recherche en Appareil Médical de Sherbrooke (GRAMS), de concert avec le Centre d'Imagerie Moléculaire de Sherbrooke (CIMS), se concentre sur la conception d'un appareil TEP préclinique nommé LabPET<sup>TM</sup> (figure 1.2) mettant en œuvre des détecteurs pixelisés. La première génération de ce scanner a été commercialisée par Gamma Medica-Ideas (GMI) et GE Healthcare, et a ainsi pu être déployée à travers le monde.



Figure 1.2 Photographie d'un scanner Triumph incluant un tomodesitométrique à rayons X et un LabPET<sup>TM</sup> d'une longueur axiale de 8 cm en service au CIMS.

En revanche, l'amélioration de la précision des appareils, surtout au niveau de la résolution spatiale, implique un compromis qui est d'accroître la complexité des appareils. Les appareils précliniques à détecteurs pixelisés tels que LabPET<sup>TM</sup> requièrent donc une surveillance et des calibrations fréquentes que seul un professionnel spécialisé dans le domaine peut effectuer. Cependant, peu de laboratoires pourvus de ce type de scanner possèdent ces ressources, menant éventuellement à une dégradation des performances. De plus, la complexité de la prochaine génération d'appareils TEP précliniques [12, 15], visant à atteindre une résolution spatiale submillimétrique, amplifiera le travail requis par l'entretien des appareils. Il devient donc désirable d'explorer la possibilité d'un système intelligent permettant de pallier à la surcharge ou l'absence d'un professionnel en laboratoire.

## 1.2 Définition et objectifs du projet de recherche

L'utilisation de méthodes d'IA pour l'entretien automatique d'appareils TEP permettrait d'armer le personnel responsable d'outils en lui fournissant non seulement un diagnostic des fautes de l'appareil, mais aussi des pistes de solutions pour corriger les problèmes détectés. Un système intelligent pourrait être utilisé par un membre du personnel comme assistant, pouvant compenser le manque de disponibilité du professionnel et réduisant ainsi le temps consacré à l'entretien. De plus, les systèmes intelligents ont fait leurs preuves en détection et diagnostic de fautes (ou *Fault Detection and Diagnosis (FDD)*) d'appareils dans plusieurs domaines et constituent une méthode de choix pour implanter un raisonnement complexe de façon logicielle.

Le système proposé devrait agir sur deux axes. Le premier axe consisterait à évaluer la qualité statique du scanner par l'analyse des performances en ce qui concerne les taux de comptage, le nombre de pixels fonctionnels, le fichier de normalisation de l'efficacité des détecteurs de photons (section 2.3.2), etc. Le second axe comprendrait un aspect temporel où le scanner serait évalué non seulement en fonction des paramètres de performance, mais aussi de l'historique des fautes et des corrections apportées. Donc, il convient de se demander si le système proposé pourrait avoir un impact positif marqué sur la qualité des images produites. La question de recherche qui découle de ce raisonnement se formule alors comme suit :

*Un système de détection et diagnostic de fautes d'un appareil TEP peut-il améliorer la qualité des images produites sur un scanner dont la configuration n'est pas optimale initialement ?*

Pour illustrer certaines conséquences de fautes sur des appareils TEP, la figure 1.3 montre une image d'une mire Shepp-Logan [89] reconstruite par rétroprojection filtrée en simulant des canaux d'acquisition défectueux, et ensuite la même image sans canaux défectueux.

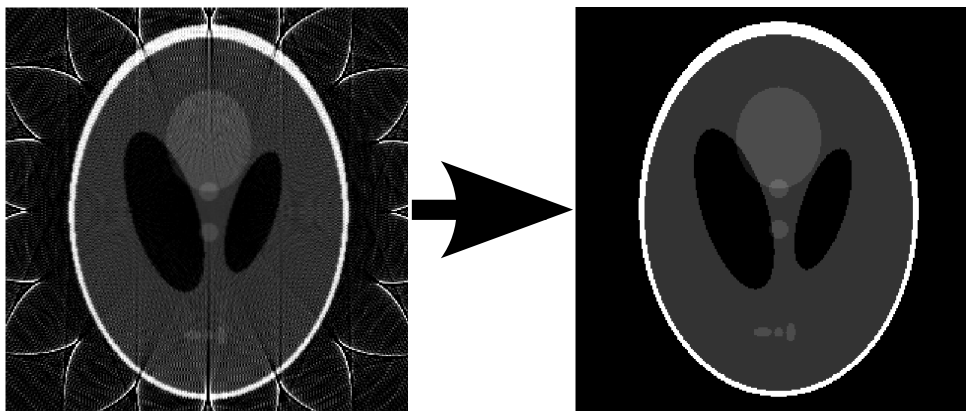


Figure 1.3 Simulation d'amélioration de la qualité d'une image d'une mire Shepp-Logan par correction de canaux défectueux.



Un autre exemple est illustré à la figure 1.4a où des artefacts zébrés sont perceptibles sur une image d'une souris reconstruite par MLEM 3D, 32 itérations acquises à l'aide d'un appareil LabPET<sup>TM</sup> [62]. La figure 1.4b montre la même image que la précédente, mais avec correction des artefacts zébrés.

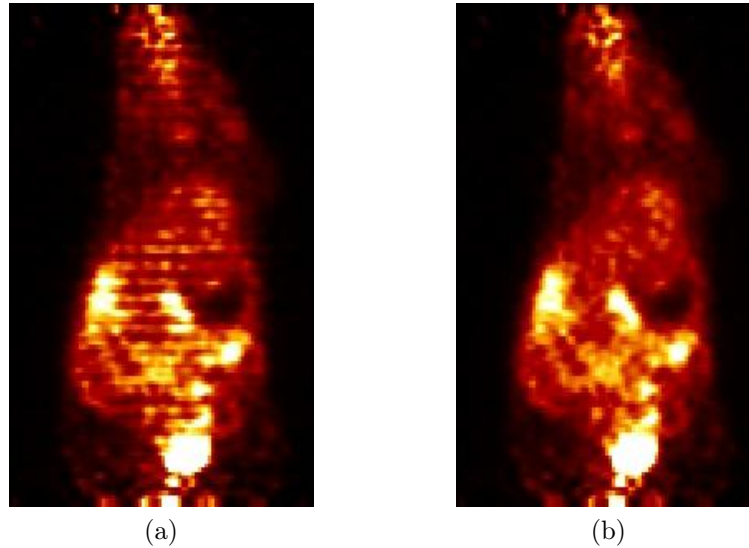


Figure 1.4 Exemple d'amélioration de la qualité d'une image d'une souris provenant d'un scanner LabPET<sup>TM</sup>.

Pour répondre à la question de recherche, l'objectif est de concevoir un système capable de détecter les fautes d'un scanner LabPET<sup>TM</sup> et de porter un diagnostic sur celles-ci. Pour éviter la confusion au niveau des différents systèmes dont il est question dans cette thèse, le système intelligent proposé a été nommé *Scanner Intelligent Diagnosis for Optimal Performance (SIDOP)*. La réalisation d'un tel système n'est pas triviale étant donné la quantité de modules de traitement composant les appareils TEP. Donc, pour favoriser l'accomplissement de cet objectif, celui-ci sera divisé en plusieurs sous-objectifs :

- Extraction de connaissances et identification des méthodes d'IA appropriées
- Implanter SIDOP de façon hiérarchique
- Valider la détection et le diagnostic
- Évaluer l'impact sur la qualité d'image

### **1.2.1 Extraction de connaissances et identification des méthodes d'IA appropriées**

Afin de choisir les méthodes d'IA appropriées pour l'implantation dans SIDOP, il faut identifier les connaissances requises pour diagnostiquer chacun des modules d'un appareil TEP. L'objectif est donc de créer une base de connaissances de tous les modules qui servira lors de l'implantation selon les méthodes d'IA choisies. Il s'agit d'une base de connaissances au sens large plutôt qu'au sens couramment utilisé pour décrire l'ensemble des règles et faits d'un système expert (section 2.4.1). Cet objectif n'est pas trivial, puisque la base de connaissances est extensive et qu'il faut identifier seulement les éléments qui sont les plus propices à mener vers une détection et un diagnostic précis sans toutefois demander des acquisitions manuelles des professionnels d'entretien.

### **1.2.2 Implanter SIDOP de façon hiérarchique**

Une fois les méthodes d'IA sélectionnées pour les modules, il faudra les mettre en place et, si applicable, convertir la base de connaissances dans le format requis. Comme l'objectif du projet n'est pas de faire avancer la recherche en systèmes intelligents, les outils d'IA existants combleront les besoins. L'implantation des modules se fera de façon hiérarchique, avec des modules de plus haut niveau qui porteront des diagnostics en utilisant les résultats de plusieurs sous-modules de bas niveau, et le résultat de ce diagnostic devra être communiqué aux usagers. Suite à cet objectif, SIDOP devrait être fonctionnel, mais pas nécessairement exact.

### **1.2.3 Valider la détection et le diagnostic**

Un mauvais diagnostic de SIDOP pourrait causer une perte de temps aux professionnels d'entretien, ou pire encore, mener à un désajustement de l'appareil. La validation de SIDOP vise donc à s'assurer que la détection et le diagnostic ne sont pas biaisés et que le système identifie bien la majorité des fautes pouvant survenir. Dans le but de minimiser l'impact de la validation sur les appareils en service, la validation du système se fera en deux étapes. Premièrement, la validation s'effectuera sur des fautes simulées et le système sera déployé seulement suite au succès de la première étape où le diagnostic de fautes réelles sera validé par un professionnel. SIDOP devrait être en mesure de détecter et diagnostiquer la majorité des fautes pouvant nuire à un appareil LabPET<sup>TM</sup> avec un minimum d'erreurs une fois la validation achevée.

### 1.2.4 Évaluer l'impact sur la qualité d'image

Pour répondre à la question de recherche, il faut évaluer l'impact de SIDOP sur la qualité des images produites par le scanner. Donc, lorsque le système sera en mesure de donner de bons diagnostics, il sera déployé de façon à mesurer cet impact. Premièrement, la qualité devra être mesurée de façon quantitative, car les analyses pharmacocinétiques des chercheurs dépendent d'images quantitatives exactes. Cependant, l'analyse qualitative des images n'est pas à négliger pour le diagnostic de maladies, donc il convient aussi d'évaluer les images de manière qualitative. Bien que, dans la mesure du possible, SIDOP devrait être utilisé par un professionnel de manière à confirmer le diagnostic, l'évaluation devrait utiliser SIDOP de façon autonome pour éviter tout biais provenant du professionnel.

## 1.3 Contributions originales

Les diverses contributions originales escomptées de cet ouvrage découlent directement des différents sous-objectifs définis à la section 1.2.

Premièrement, comme aucun système comparable n'a été proposé en TEP à ce jour, l'étude des paramètres des différents modules TEP permettant de porter un diagnostic sur l'appareil est non seulement indispensable pour réaliser l'objectif principal de cet ouvrage, mais pourra aussi servir à de futurs systèmes de diagnostic d'appareils TEP. Les paramètres identifiés pourraient mener à des méthodes d'évaluation des performances mieux adaptées à un système automatique que les méthodes couramment utilisées pour les mesurer, car ces dernières requièrent souvent des acquisitions coûteuses en temps.

Ensuite, en se basant sur les paramètres identifiés, une méthode de détection et diagnostic automatiques de fautes d'un appareil TEP reposant sur des techniques d'intelligence artificielle est proposée. Bien qu'il existe des méthodes manuelles de faire cette tâche, aucune ne se penche sur tous les aspects de performance d'un appareil TEP comme le fait la méthode proposée. De plus, la méthode proposée permet d'automatiser la détection et le diagnostic de fautes pour aider les professionnels face à l'alourdissement des procédures d'entretien requis par la nouvelle génération d'appareils TEP plus performants.

L'évaluation détaillée des performances et de l'impact sur la qualité des images de SIDOP est une première étude quantitative du besoin de détection et diagnostic automatique de fautes en TEP. L'évaluation permettra de relever un portrait détaillé de l'impact de fautes sur la qualité des images qui est souvent négligé lors de l'opération de scanners.

Dans l'ensemble, toutes ces contributions permettent de placer un cadre de référence dans un domaine d'application naissant qui est critique au développement d'appareils TEP de prochaine génération.

## 1.4 Plan du document

Les prochains chapitres approfondissent l'étude du projet proposé en commençant par le chapitre 2 qui offre une analyse de l'état de l'art des divers aspects du projet. Le fonctionnement de la TEP est présenté en premier lieu afin d'introduire les sections subséquentes à l'état de l'art. Ensuite, le contrôle de qualité en TEP est couvert pour continuer vers une analyse des modules de calibrations du scanner LabPET<sup>TM</sup> visant à identifier les paramètres nécessaires au diagnostic. Finalement, les systèmes intelligents de détection et diagnostic FDD sont passés en revue afin de permettre l'identification des méthodes d'IA appropriées à chacun des modules des appareils TEP.

Au chapitre 3, un article revu par les pairs précise l'architecture de haut niveau du système intelligent proposé et présente en détail l'extraction de paramètres et la détection de fautes. Cet article présente aussi les premiers résultats d'efficacité en détection de fautes automatique d'un scanner TEP et permet de réaliser partiellement les objectifs d'implantation et de validation de SIDOP.

Pour poursuivre, un autre article revu par les pairs est présenté au chapitre 4. Dans cet article, l'accent est mis sur le diagnostic de fautes et l'analyse des résultats qui englobent la détection et le diagnostic de fautes. Ce chapitre complète les objectifs d'implantation et de validation de SIDOP.

Pour ce qui est de l'évaluation de la solution proposée, le chapitre 5 propose un dernier article revu par les pairs présentant une analyse détaillée de l'impact de l'utilisation de SIDOP sur la qualité des images. Les résultats présentés dans cet article visent à vérifier à quel point SIDOP peut agir de façon autonome et atteindre l'objectif principal de la thèse.

Chacun des chapitres contenant des articles est placé en perspective dans cette thèse par un avant-propos et est toujours suivi d'un complément d'article qui présente des travaux importants reliés à l'article, mais qui n'y figurent pas, car le sujet de ces travaux était moins adapté aux thèmes du journal.

Pour faire suite aux résultats obtenus, le chapitre 6 offre une discussion globale des résultats afin de les remettre en contexte avec l'objectif principal des travaux. De plus, plusieurs perspectives intéressantes sont proposées pour guider la continuité des travaux.

Pour conclure, le chapitre 7 expose l'état de la question de recherche suite aux travaux présentés en offrant une synthèse de ceux-ci pour finir par les principales perspectives de SIDOP.



# CHAPITRE 2

## ÉTAT DE L'ART

Le projet vise à déterminer si un système intelligent, capable de détecter les fautes d'un appareil TEP et de porter un diagnostic de celles-ci, pourrait améliorer la qualité des images produites. Puisque l'élaboration du système FDD d'un appareil demande une connaissance étendue de son fonctionnement et des éléments qui le composent, il faut approcher le problème avec recul et considérer le système dans sa globalité. Dans le but d'identifier les méthodes d'IA appropriées pour chacun des modules de l'appareil, les éléments abordés dans cette section portent premièrement sur le fonctionnement de la TEP pour permettre ensuite d'aborder le contrôle de qualité, l'analyse des différents modules de traitement dans la production d'images, pour finir avec une revue des méthodes d'IA.

### 2.1 Tomographie d'émission par positrons

L'objectif principal de l'IM est d'observer et de diagnostiquer des pathologies dans les tissus et les organes. Dans le cas de la TEP, elle permet d'obtenir une image de la distribution d'un radiotracer injecté dans un organisme vivant. Le radiotracer est une molécule ciblant un processus biologique d'intérêt, par exemple le glucose, marqué d'un noyau radioactif se désintégrant par émission d'un positron ( $\beta^+$ ) que les appareils TEP cherchent à localiser. Les particules  $\beta^+$  émises par le radiotracer interagissent rapidement avec la matière et finissent leur parcours en s'annihilant avec des électrons engendrant l'émission simultanée de deux photons incidents de 511 keV dans des directions opposées. La figure 2.1 résume bien les étapes menant à une image quantitative en TEP.



Figure 2.1 Les processus de haut niveau permettant d'obtenir une image TEP quantitative à partir des rayons incidents.

Le processus d'acquisition correspond aux étapes permettant de capter ces photons pour permettre de localiser le radiotracer. La détection simultanée, à l'intérieur d'une fenêtre de temps, des photons incidents s'appelle une coïncidence et permet de définir une ligne de réponse (LOR) où la désintégration a eu lieu, comme illustré à la figure 1.1. Pour former

les coïncidences, les appareils TEP doivent donc détecter les photons à l'intérieur d'une fenêtre d'énergie incluant ou autour de 511 keV et vérifier que leur temps d'arrivée pour le comparer aux autres photons.

Cette méthode d'imagerie comporte cependant des facteurs limitatifs intrinsèques. Premièrement, deux facteurs physiques imposent une limite à l'exactitude de la LOR par rapport à la position de désintégration et donc limitent la résolution spatiale : soit le parcours du  $\beta^+$  avant l'annihilation et la non-colinéarité des photons incidents, car celle-ci dépend du moment cinétique résiduel des deux particules au moment de l'annihilation. Les appareils doivent donc prendre en compte cette imprécision lors du processus de reconstruction. Une autre imprécision provient des coïncidences fortuites qui surviennent lorsque deux photons ne provenant pas de la même annihilation sont captés dans la fenêtre de temps par hasard tout simplement parce que le processus de désintégration radioactive est probabiliste. Ceci cause une fausse ligne de réponse qui induit une perte de contraste dans l'image. Ensuite, il faut noter que les photons d'annihilation sont habituellement détectés à l'aide d'un cristal scintillateur couplé à un intégrateur ou compteur de photons. Le cristal scintillateur sert à stopper les rayons d'annihilation de haute énergie et, en conséquence, à réémettre une foule de photons de plus basse énergie plus facilement détectables. Un autre facteur limitatif en TEP survient alors lorsque les photons ne sont pas complètement arrêtés par le cristal scintillateur, déposant une partie de leur énergie dans un autre cristal. Ce cas est dû à une diffusion Compton dans le cristal d'un ou des deux photons d'annihilation et peut engendrer des coïncidences à plus de deux événements détectés complexifiant la formation de la LOR. Il est possible d'ignorer les coïncidences multiples ou d'essayer d'identifier la vraie LOR [29, 67] ce qui mène à un compromis entre la sensibilité et le ratio contraste sur bruit dans le traitement du diffusé.

Contrairement à certaines mesures de transmission, comme la tomomodensitométrie, les scanners TEP doivent être capables de capter des photons émis dans n'importe quelle direction, pour ce faire, l'approche typique est de cumuler plusieurs anneaux de détections pour former un cylindre de détection. Lorsqu'un événement est détecté, le scanner TEP doit déterminer sa position pour former une LOR. L'architecture traditionnelle consiste à coupler un cristal scintillateur de grande dimension ou une matrice de cristaux pixelisés à plusieurs détecteurs de photons pour permettre de décoder la position à partir du partage de la lumière entre les détecteurs. Cette méthode couple l'imprécision du détecteur à la résolution spatiale, car le décodage dépend de la précision du signal des détecteurs. Une architecture alternative cherchant à découpler l'imprécision du détecteur de la résolution spatiale consiste à utiliser des détecteurs pixelisés tels que réalisé pour le scanner



LabPET<sup>TM</sup>. Dans cette architecture, un cristal scintillateur miniature est couplé à un seul détecteur de photons et la position de l'interaction est associée directement à la position du détecteur sans avoir à faire un décodage.

Cependant, la somme de toutes les lignes de réponse ne forme pas l'image recherchée, mais plutôt un sinogramme qui représente l'ensemble des projections de l'image en question. Donc, suivant l'acquisition des lignes de réponses, il faut déduire l'image recherchée à partir des projections en utilisant un algorithme de reconstruction.

Finalement, pour permettre une analyse plus poussée des images, la quantification permet de faire le lien entre l'intensité des voxels (pixels volumiques) et la quantité de radiation injectée dans l'organisme. C'est ce qui permet ensuite aux chercheurs de faire des analyses pharmacocinétiques des molécules qu'ils étudient.

## 2.2 Contrôle de qualité en TEP

Le contrôle de qualité (ou *Quality Control (QC)*) consiste à déterminer, selon une certaine méthodologie, si un produit répond à ses spécifications. L'entretien d'un appareil doit donc passer par le QC pour permettre de déceler les défaillances avant que celles-ci ne causent des problèmes. L'importance du QC en TEP est d'abord abordée en se concentrant sur les appareils LabPET<sup>TM</sup>. Ensuite, l'état de l'art au niveau des appareils TEP est couvert.

### 2.2.1 Importance d'un QC adéquat

Une défaillance dans un appareil d'IM risque de mener à un mauvais diagnostic qui pourrait fausser les résultats des chercheurs en imagerie biomoléculaire, d'où l'importance de détecter les défaillances rapidement [35]. Puisque le scanner LabPET<sup>TM</sup> (à détecteurs pixelisés) comporte plus d'électronique et de canaux d'acquisition [40] que les appareils TEP conventionnels, le QC devient primordial au bon fonctionnement de l'appareil. En effet, le processus de calibration [93] et donc d'entretien du scanner LabPET<sup>TM</sup> n'est pas trivial et il convient donc de le formaliser.

L'évolution des appareils TEP vers les appareils utilisant des photomultiplicateurs sur silicium (ou *Silicon Photomultipliers (SiPM)*) et surtout des matrices de photodiodes à avalanches monophotoniques (PAMP) renforce l'importance du QC dans le cadre de la TEP. Effectivement, l'utilisation de SiPM ou de matrices PAMP force l'intégration d'électronique et la multiplication du nombre de canaux d'acquisition [33, 91] aux appareils

TEP de la même façon que les photodiodes à avalanches (PDA) (ou *Avalanche Photo-diodes (APD)*) l'ont fait dans le cas de l'appareil LabPET<sup>TM</sup>.

### 2.2.2 État actuel du QC en TEP

Les critères de performance définis par les normes du *National Electrical Manufacturer Association (NEMA)* [71, 72] permettent d'analyser la performance d'un appareil TEP. En utilisant ces critères, il devient possible de comparer des appareils entre eux et, dans le cas du QC, de comparer avec des résultats antérieurs sur un même appareil. Bien que ces normes ne définissent pas de protocole précis sur la fréquence de l'évaluation de critères dans le but de garantir le suivi de l'exactitude de l'appareil, plusieurs recommandations existent à cet effet [52, 102].

Cependant, la plupart des critères définis par les normes NEMA demandent des acquisitions à l'aide de mires et donc un arrêt de production de l'appareil. La recherche de critères alternatifs mieux adaptés au QC quotidien est donc requise. Pour minimiser le temps d'arrêt de l'appareil, les critères de performance doivent se baser sur des acquisitions de routines telles que les acquisitions servant à la normalisation de l'efficacité des détecteurs (section 2.3.2). Ces critères pourront ensuite donner naissance à des tests quotidiens ou hebdomadaires [65].

### 2.2.3 Conclusion

En raison de la complexité grandissante des appareils et de la quantité de critères d'évaluations de performance, le protocole de QC en TEP se transforme en un travail onéreux et propice à l'erreur. Il n'existe cependant pas encore de systèmes intelligents pour alléger cette tâche, pourtant il existe des exemples d'IA dans des domaines connexes. En effet, le système expert de correction d'erreurs pour certains détecteurs de particules de l'expérience ALICE (*A Large Ion Collider Experiment*) [5], soit le système HAL9000 [30] démontre la faisabilité d'un système expert traditionnel pour le FDD appliqué à la détection de particules. De plus, le système expert d'automatisation de la détection de fautes, de diagnostic et de redressement [57] du système d'acquisition pour l'expérience ATLAS (*A Toroidal LHC ApparatuS*) [9] démontre qu'un tel système peut réduire la charge de travail des professionnels.

## 2.3 Modules de calibration du scanner LabPET™

La section 2.1 expose les processus permettant d'obtenir une image quantitative. Dans cette section ces processus sont élaborés dans le but de contrôler la qualité d'un appareil TEP. Comme la performance de chacune des composantes d'un appareil détermine la performance globale de celui-ci, le diagnostic individuel de chacune est une voie intéressante pour permettre le diagnostic de l'appareil. La figure 2.2 représente l'interaction entre les modules de traitement d'un appareil TEP en commençant par les rayons d'annihilation pour aller vers l'image quantitative. Chacun des modules est étudié pour ensuite permettre de déterminer les données qui pourront être utilisées pour le diagnostiquer, tout en minimisant l'intervention humaine.

### 2.3.1 Acquisition

Les étapes de l'acquisition se caractérisent par le traitement de rayons incidents et de leur transformation en coïncidences utiles pour la reconstruction. Pour un appareil TEP, les premières étapes dépendent de l'architecture et contiennent aussi le plus de données pouvant être analysées. Dans cette optique, l'analyse des modules d'acquisition est concentrée sur l'appareil LabPET™, en commençant par l'amplification et la numérisation des signaux des rayons incidents.

Les éléments couverts sont la détection des événements, à partir des signaux mesurés, menant à l'identification du cristal où le rayon incident a interagi. Ensuite sont exposés les détails de l'estimation de l'énergie des rayons incidents permettant de valider s'ils appartiennent à la fenêtre d'énergie correspondant aux événements de 511 keV. Finalement, les derniers éléments sont l'identification des paires de rayons d'annihilation à l'aide d'une fenêtre de coïncidence et la comptabilisation de ces coïncidences dans un sinogramme.

#### Amplification et numérisation

L'amplification et numérisation décrit le processus de transformation des rayons incidents en format numérique. Les éléments qui composent ce module sont montrés à la figure 2.3 : le cristal scintillateur, le photodétecteur, le préamplificateur de charge (ou *Charge Sensitive Preamplifier (CSP)*), le filtre de mise en forme (ou *shaper*) et le convertisseur analogique-numérique (CAN) (ou *Analog to Digital Converter (ADC)*) [39]. Puisque le scanner LabPET™ utilise des photodétecteurs de type PDA, le gain est considéré comme proportionnel à la tension de polarisation dans la zone d'opération et, pour maximiser le signal, la tension doit donc être ajustée précisément en évitant le niveau de rupture [93].

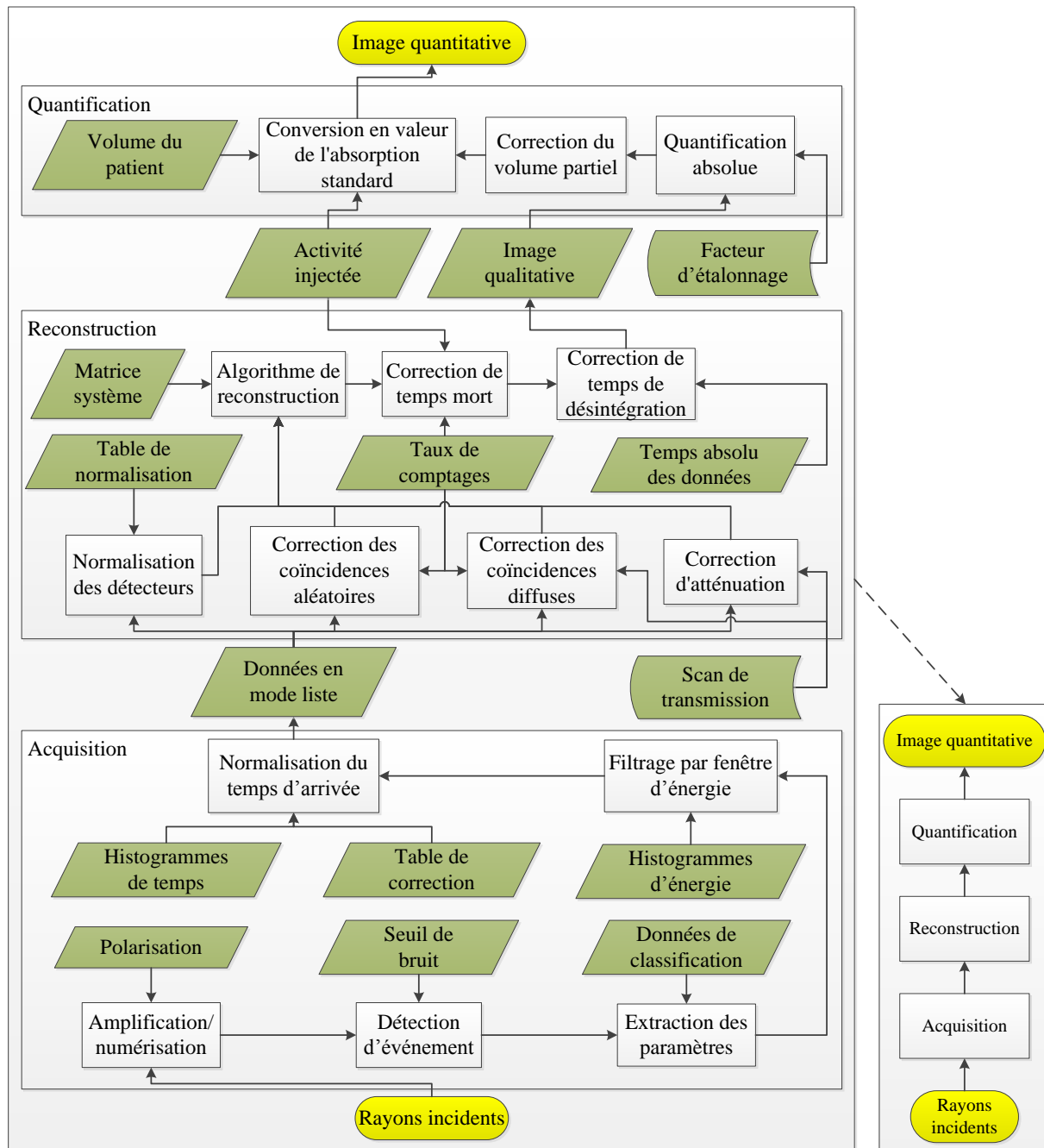


Figure 2.2 Modules impliqués dans la production d'une image quantitative. Les trois processus de traitement d'un appareil TEP sont exposés. Les blocs verts représentent des données internes ou externes et les blocs blancs représentent des transformations de données.

Pour ce type de détecteur, il faut impérativement surveiller la température d'opération puisque celle-ci influence le gain [56]. De plus, les professionnels d'entretien ont constaté que la position relative d'un détecteur par rapport à un autre peut influencer le gain et devrait être considérée dans le diagnostic.

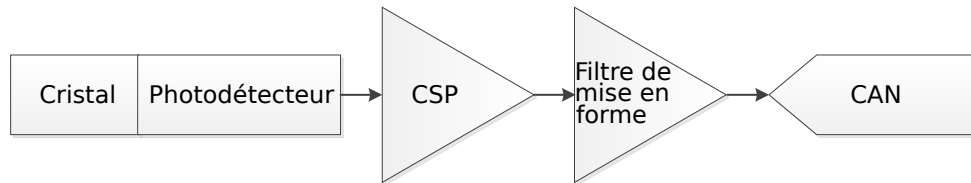


Figure 2.3 Chaîne d'acquisition : Représentation schématique d'une chaîne d'acquisition pixelisée en TEP. Elle contient : le cristal scintillateur, le photodétecteur, le CSP, le filtre de mise en forme et le CAN.

Un détecteur ayant un gain trop faible détériorera la résolution en énergie, ce qui pourrait nuire à l'apposition de seuils en énergie dans les sections suivantes et aussi nuire au traitement des événements diffusés. Cependant, dans le mode d'utilisation habituel de l'appareil LabPET™, le traitement du signal numérisé s'effectue dans les modules bas niveaux ne permettant pas son utilisation comme paramètre dans un système intelligent FDD. Par contre, la tension de polarisation est configurable par l'interface de contrôle de LabPET™ et il a été mentionné qu'elle influence le gain.

### Détection d'évènements

Une fois les données numérisées, la détection d'évènements se déclenche lorsque le niveau numérique dépasse un seuil configurable par l'interface de contrôle de LabPET™. Ce seuil se nomme aussi le seuil de bruit puisqu'il permet d'éviter de traiter les signaux ayant une amplitude trop faible correspondant à du bruit étant donné que les événements d'intérêt sont de 511 keV. Cependant, une perte de données utiles aura pour effet de diminuer la sensibilité de l'appareil. Il faut donc que ce seuil soit assez élevé pour éliminer le bruit tout en demeurant sous la limite inférieure de la fenêtre d'énergie d'intérêt [93].

Lorsque l'appareil est soumis à une source radioactive uniforme, le nombre d'évènements pour chacun des canaux révèle indirectement l'efficacité de détection de ceux-ci. Le nombre d'évènements pourrait donc servir à estimer l'efficacité de détection des canaux de détection pour en faire le diagnostic. De plus, il va de soi que SIDOP devrait surveiller si le seuil de bruit empiète sur la fenêtre d'énergie. Finalement, une corrélation entre la température à proximité des canaux et le nombre d'évènements pourrait être faite pour déterminer les effets dus à la variation de température.

### Identification de cristal

Un problème des appareils TEP à détecteurs discrets, tels que le scanner LabPET<sup>TM</sup>, est lié au fait que la quantité d'électronique requise pour le traitement individuel des détecteurs entraîne une augmentation de complexité et de densité significative. Pour réduire ces facteurs, une méthode consiste à coupler deux cristaux scintillateurs ayant des caractéristiques différentes à une seule PDA. Les modules utilisant cette méthode se nomment *phoswich* [87]. Les modules *phoswich* peuvent être utilisés pour permettre de prendre en compte la profondeur d'interaction (ou *Depth of Interaction (DOI)*) [20], mais dans le scanner LabPET<sup>TM</sup>, ils permettent d'améliorer la résolution spatiale axiale sans avoir à doubler l'électronique. L'extraction de certains paramètres du signal de l'évènement permet l'identification du cristal en utilisant des méthodes de classification [42, 67, 86, 106]. Cependant les caractéristiques des deux cristaux doivent être suffisamment différentes pour permettre une bonne discrimination. Puisque le résultat de l'identification découle des données de classification, celles-ci devraient être surveillées. De plus, le ratio de détection d'un cristal par rapport à l'autre devrait être semblable pour toutes les paires puisqu'il provient des caractéristiques des cristaux [106]. Dans le cas de l'appareil LabPET<sup>TM</sup>, une identification erronée assignera un évènement au mauvais cristal du module *phoswich*, donc à une position erronée, ce qui aura pour effet de diminuer la résolution spatiale axiale.

Le ratio d'identification des deux cristaux d'un canal devrait être plutôt constant dû aux caractéristiques physiques des cristaux. Un écart trop important de ce ratio par rapport à la moyenne pourrait être une donnée intéressante pour le diagnostic. Par surcroît, les histogrammes des données de classification pourraient aussi être utilisés pour mesurer la sensibilité de la classification, ce qui donnerait un excellent paramètre d'évaluation de celle-ci.

### Fenêtre d'énergie

Le signal mesuré des canaux d'un scanner TEP contient plusieurs sources de bruits. La figure 2.4 montre un histogramme typique pour un canal du scanner LabPET<sup>TM</sup>. Le signal correspondant aux photons de 511 keV correspond au maximum local qui est nommé photopic et la largeur à mi-hauteur de ce pic est utilisée pour estimer la résolution en énergie du canal.

L'apposition d'une fenêtre d'énergie permet de limiter la quantité de données à traiter ainsi que de minimiser l'effet des évènements diffusés puisque seulement les photons de 511 keV, correspondant à l'énergie de masse d'un électron, résultent d'une annihilation. Cette fenêtre doit englober le photopic à 511 keV et l'utilisateur doit configurer sa largeur en unités de kiloélectronvolt en tenant compte de la résolution en énergie de l'appareil. La

méthode utilisée pour passer du niveau de CAN en unité de kiloélectronvolt et vice-versa consiste en la localisation du photopic (d'énergie connue) comme référence linéaire [93]. Par contre, un photodétecteur n'ayant pas un gain assez élevé causera un histogramme qui ne permettra pas la localisation précise du photopic puisque celui-ci sera noyé dans le bruit et les diffusions Compton. Donc, pour assurer l'exactitude de la fenêtre d'énergie, le photopic doit être centré et bien défini dans l'histogramme d'énergie. De plus, lorsque le gain d'une PDA change, le photopic va changer de position et les seuils de la fenêtre seront biaisés, causant une diminution de la sensibilité [65].

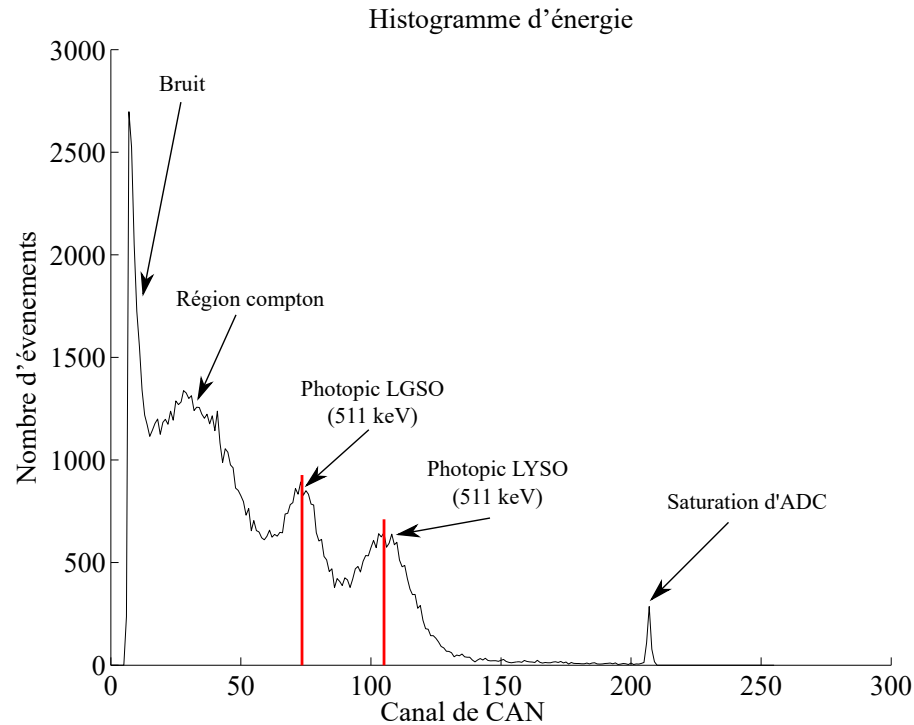


Figure 2.4 Histogramme d'énergie : Histogramme d'énergie tiré d'un scanner LabPET<sup>TM</sup>, qui est un système à détecteurs *phoswich* (cristaux LGSO et LYSO). La zone de comptage très élevée à gauche peut s'expliquer par du bruit (cristal, photostatique, électronique). Ensuite, il y a la région des diffusions Compton simples. Les deux distributions gaussiennes représentent les événements de 511 keV sans diffusions et leurs moyennes correspondent aux photopics. Finalement, il y a une petite pointe correspondant à une saturation de CAN.

C'est en utilisant le photopic comme référence linéaire que le seuil de bruit discuté auparavant pourra être validé. Les histogrammes d'énergie permettent de mesurer la résolution en énergie qui pourrait aussi être un bon outil de diagnostic. Finalement, le changement de position du photopic au fil du temps pourrait aussi servir à SIDOP qui conseillerait de refaire la calibration afin de régler le problème.

### Fenêtre de coïncidence

La détection de coïncidences en TEP demande une précision de mesure du temps de détection de l'ordre de la nanoseconde ou même de la picoseconde (pour la TEP avec capacité de temps de vol (ou *Time of Flight*) [70]). En effet, pour limiter les coïncidences fortuites, il faut une fenêtre de coïncidence la plus étroite possible [94]. Pour assurer cette précision, le temps d'arrivée d'un évènement dans un détecteur doit être corrigé avant d'entrer dans le module de détection des coïncidences afin de prendre en compte ses caractéristiques ainsi que des longueurs du câblage [13]. Pour effectuer cet alignement des temps de détection, il faut stocker les correctifs, déterminés au préalable à l'aide d'une sonde spécialisée [94], dans une table de normalisation.

Les données de ce module permettent de mesurer la résolution en temps de l'appareil qui pourrait aider le diagnostic, car une détérioration de la résolution en temps indique une dégradation du rapport contraste sur bruit de l'appareil. De plus, lorsqu'un module de l'appareil est changé, les correctifs de la table de normalisation doivent être mis à jour, donc SIDOP devrait détecter cette situation et recommander une mise à jour.

### Sinogramme

La liste du nombre de coïncidences par paires de détecteurs, soit la sortie de la section d'acquisition (voir la figure 2.2), permet de bâtir un sinogramme de l'objet d'intérêt. Puisque le sinogramme constitue un format de données universel en tomographie, son analyse n'est pas complètement spécifique au scanner LabPET<sup>TM</sup>, ce qui le rend particulièrement attrayant. Bien que l'analyse du sinogramme permet de corriger certains défauts avant la reconstruction, comme démontré dans les méthodes de remplissage d'espace mort dans le sinogramme [96], dans le cas présent il s'agit de déterminer la cause d'un défaut. Une méthode d'identification de défauts de mesure à partir du sinogramme consiste à faire la reconstruction-reprojection et de la soustraire au sinogramme de départ [50]. Cette méthode permet de déterminer les défauts, mais il reste encore à identifier les détecteurs responsables. Puisque les défauts de détecteurs se manifestent sous forme de droites diagonales dans le sinogramme [18], tel qu'illustré à la figure 2.5, il devient possible de déterminer les détecteurs défectueux en associant chacune des lignes diagonales du sinogramme à un détecteur. Pour ce faire, les techniques de détection de lignes verticales associées aux détecteurs défectueux en TDM [4, 8] pourraient servir de référence.

Dans le cas du scanner LabPET<sup>TM</sup>, la liste des comptes de coïncidences par paires de détecteurs est disponible sans même avoir à les tirer du sinogramme. Puisque le nombre de coïncidences pour une paire de détecteurs révèle indirectement l'efficacité de détection



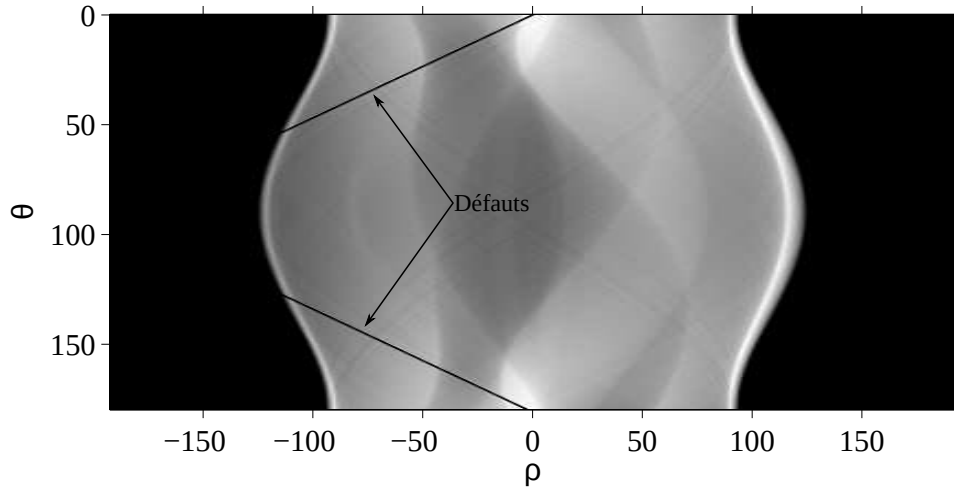


Figure 2.5 Simulation d'un sinogramme ayant des détecteurs défectueux : les détecteurs défectueux forment des droites diagonales et sont donc facilement repérables. Le sinogramme est simulé par projection d'une image d'une mire Shepp-Logan [89].

de la paire, il convient d'utiliser ces données en plus du nombre d'évènements simples par canaux pour estimer l'efficacité de détection des canaux.

### 2.3.2 Reconstruction

Lors de la reconstruction, les données acquises (sous forme de sinogramme) sont transformées en une image de l'objet d'intérêt. Cependant, plusieurs phénomènes physiques doivent être pris en compte lors de la reconstruction pour obtenir une image de qualité permettant une analyse visuelle qualitative et pouvant ensuite être quantifiée. Premièrement, une correction au niveau des coïncidences aléatoires, de la normalisation de sensibilité, des coïncidences diffuses et de l'atténuation des photons dans le sujet devra être effectuée avant la reconstruction ou intégrée à l'algorithme de reconstruction. Suite à la reconstruction, une correction sera aussi appliquée pour prendre en compte le temps mort du scanner et le temps de désintégration du radiotraceur.

#### Coïncidences aléatoires

Les coïncidences aléatoires, aussi appelées fortuites, ajoutent un bruit uniforme à l'image reconstruite, réduisant le contraste et faussant les données pour la quantification. Une fenêtre de coïncidence étroite réduit le taux de coïncidences aléatoires, mais il demeure important de corriger les données en estimant le taux de fortuit. Ce dernier s'estime à l'aide d'une fenêtre décalée [92], mais cette méthode mène à un bruit statistique élevé [16]

dû au faible taux de comptage dans la fenêtre. Il est aussi possible d'estimer le taux de fortuit à l'aide des taux d'évènements simples en utilisant l'équation 2.1 [28], mais cette méthode comporte aussi des inconvénients [95]. En effet, l'estimation du taux de coïncidences aléatoires par cette méthode alternative surestime le taux de fortuits lorsque le seuil d'énergie est abaissé afin d'améliorer la sensibilité par le traitement du diffusé. Dans l'équation, CTW correspond à la valeur de la fenêtre de coïncidence et les variables  $R_{\text{single},x}$  représentent le taux de comptage simple des deux détecteurs de la paire.

$$R_{\text{random}} = \text{CTW} \times R_{\text{single},1} \times R_{\text{single},2} \quad (2.1)$$

Un taux de fortuit incorrect entraînera une correction invalide, faussant ainsi les données de coïncidences. Ensuite, les données erronées pourraient mener à des images non représentatives de la réalité. Donc, pour valider le taux estimé, une comparaison des taux de fortuits estimés par les deux méthodes pourrait être un bon indicateur. Par exemple, connaissant  $R_{\text{random}}$  estimé par fenêtre décalée et les taux simples ( $R_{\text{single},1}$  et  $R_{\text{single},2}$ ), la différence entre la fenêtre de temps réelle et CTW pourrait signifier des problèmes d'estimation de coïncidences aléatoires et est, à tout le moins, représentative de la résolution en temps de la paire de détecteurs.

## Normalisation

La sensibilité non linéaire des détecteurs présente un problème en TEP puisqu'elle cause des artefacts en anneaux ou autres artefacts dans les images reconstruites. Pour pallier à cette situation, une normalisation doit être appliquée aux données acquises afin d'uniformiser la sensibilité des détecteurs.

Pour la méthode directe de normalisation, il s'agit de bâtir une table de facteurs de correction pour chaque LOR à partir de l'équation 2.2 [28].  $N_{i,j}$  représente le nombre de coïncidences pour une paire de détecteurs alors que  $\langle N \rangle$  représente la moyenne arithmétique des  $N_{i,j}$  pour toutes les paires de détecteurs de l'appareil.

$$\text{Norm}_{i,j} = \frac{N_{i,j}}{\langle N \rangle} \quad (2.2)$$

L'utilisation subséquente de l'équation 2.3 [28] permet de corriger une acquisition à l'aide de la table de correction.  $C_{i,j}$  représente le nombre de coïncidences mesuré pour une paire de détecteurs lors de l'acquisition et  $\text{Norm}_{i,j}$  est le facteur déterminé préalablement à

l'aide de l'équation 2.2.

$$C_{Norm_{i,j}} = \frac{C_{i,j}}{Norm_{i,j}} \quad (2.3)$$

Pour extraire les données nécessaires à la construction de la table de facteurs, l'acquisition d'une source uniforme de référence ou blanc est requise [32]. Typiquement, une tige uniforme d'une matière radioactive se désintégrant par émission de positrons, une source de  $^{68}\text{Ge}$  dans le cas du scanner LabPET™, tourne autour de la direction axiale de l'appareil tel qu'illustré à figure 2.6. Cependant, une correction doit être apportée, car cette méthode de normalisation n'assure pas un taux de comptage uniforme pour toutes les LOR du scanner. Pour ce faire, il est possible d'estimer les facteurs de corrections à partir

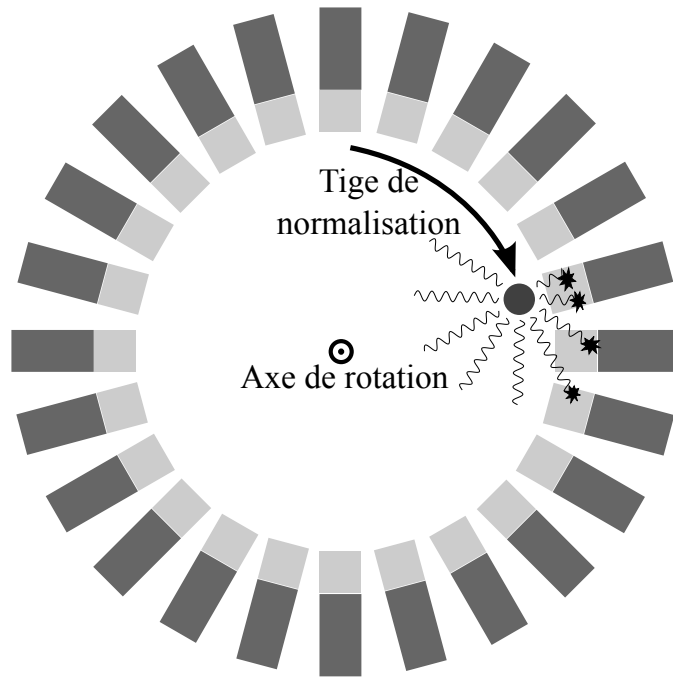


Figure 2.6 Normalisation : La tige de normalisation tourne à vitesse constante autour de l'axe de rotation (direction axiale) et ce jusqu'à obtention de suffisamment de coïncidences.

des données de normalisation elles-mêmes ou bien en utilisant un modèle mathématique représentant le scanner et la tige de normalisation.

Puisque l'incertitude du facteur de normalisation d'une LOR dépend du nombre de coïncidences acquises pour celle-ci, pour minimiser l'erreur statistique il faut augmenter la durée de la normalisation ou l'activité de la référence, ce qui n'est pas toujours possible.

La méthode indirecte, quant à elle, se base sur le taux d'évènements simples par détecteurs et souffre donc très peu de cette incertitude. En effet, cette méthode estime le facteur de correction d'une LOR à partir des taux d'évènements individuels des deux détecteurs [10].

Les acquisitions de normalisation périodiques contiennent une grande quantité de données pouvant servir à des fins de diagnostic. Il convient donc d'explorer le traitement de ces données. De plus, comme dans le cas des taux de fortuits, une erreur dans les données de normalisation aura un impact sur les images. Pour éviter cette situation, il faut s'assurer que la table de normalisation ne soit pas désuète. Pour ce faire, il faudrait vérifier la date de la dernière normalisation et valider les facteurs de normalisation avec les données de SIDOP. Finalement, il faudrait détecter des cas d'erreurs humaines tels que le cas où la barre de normalisation n'est pas insérée correctement.

### Coïncidences diffuses

Puisque la principale source d'atténuation à 511 keV est la diffusion Compton, l'impact de cet effet physique doit être pris en compte [77]. L'énergie résultante maximale d'un électron de recul est régie par l'équation 2.4 [28] où  $E_0$  correspond à l'énergie (MeV) du photon incident, soit 0,511 MeV. Dans le cas de diffusion simple dans le cristal, l'énergie maximale déposée dans le cristal sera donc 340,7 keV.

$$E_{\text{re}}^{\text{max}} = \frac{E_0^2}{E_0 + 0.2555} \quad (2.4)$$

Afin d'éviter une dégradation du contraste causé par les diffusions, l'apposition du seuil inférieur de la fenêtre d'énergie au-delà de la limite de 340,7 keV permettra alors de rejeter une grande partie des diffusions simples dans un cristal. Par contre, la faible résolution en énergie des détecteurs entrave la discrimination des coïncidences diffusées [31]. Cependant, la prise en compte des photons diffusés permet d'améliorer la sensibilité [68] d'où l'exploration de plusieurs méthodes de correction des événements diffusés. Pour la méthode la plus utilisée, soit la simulation de diffusions simples (ou *Single Scatter Simulation*), il s'agit d'estimer la probabilité d'événements diffusés pour chaque LOR possible d'une coïncidence multiple à l'aide de la section efficace Klein-Nishina [75, 103]. Une autre méthode intéressante exploite des réseaux de neurones artificiels pour permettre une intégration matérielle du traitement du diffusé [44].

Comme mentionné précédemment, le photopic se déplace lorsque le gain d'une PDA change. Puisque l'estimation d'énergie est basée sur la position du photopic, celle-ci pourra être biaisée si le photopic se déplace après la calibration. Un plus grand nombre d'événements diffusés pourrait alors être pris en compte dû à un biais de la fenêtre d'énergie. Ce problème renforce donc le besoin de surveiller le photopic entre les calibrations de l'appareil.

### Atténuation

L'atténuation des photons d'émissions par les tissus, donc avant l'arrivée aux détecteurs, peut causer une sous-estimation ou surestimation des régions ayant des coefficients d'atténuation différents, comme l'air dans les poumons. Cet effet peut facilement être observé à l'aide de l'image d'un cylindre ayant une activité uniforme où le centre semblera avoir une activité plus faible qu'en périphérie. Bien que le volume réduit des appareils TEP de petits animaux amoindrit l'impact de l'atténuation sur les images, la correction est tout de même valable [59], surtout si l'image sera quantifiée par la suite. Une normalisation basée

sur une mesure de transmission permet de corriger cet effet à l'aide de l'équation 2.5 [28] où  $Blank_{i,j}$  représente le nombre de coïncidences d'une mesure à blanc pour une paire de détecteurs et  $Trans_{i,j}$  est le nombre de coïncidences de la mesure de transmission de l'objet d'intérêt pour cette même paire.

$$A_{i,j} = \frac{Blank_{i,j}}{Trans_{i,j}} \quad (2.5)$$

Cette correction demande que l'alignement entre l'image TEP et l'image de transmission soit parfait, donc l'évaluation de cet alignement pourrait permettre d'identifier des fautes.

### Algorithmes de reconstruction

De plus en plus, les méthodes de reconstruction itératives telles que MLEM (ou *Maximum Likelihood Expectation Maximisation*) [37, 88] remplacent les méthodes traditionnelles comme la rétroprojection filtrée (FBP) [55] et la transformée de Fourier directe [46]. Les algorithmes MLEM produisent une estimation de l'image à vraisemblance maximale (ou *Maximum Likelihood*) à l'aide d'une matrice système afin de prendre en compte les effets des statistiques de comptage. La validation de la matrice système pourrait permettre de repérer des problèmes de reconstruction. Cependant, puisque les méthodes itératives corrigent plusieurs artefacts causés par des erreurs dans les modules antérieurs, la reconstruction à l'aide de la FBP pourrait permettre de mieux évaluer l'impact sur la qualité d'image.

Il semble logique que des erreurs dans les données de coïncidences induisent des défauts dans les images reconstruites. Cependant, il n'y a pas de relation directe et même si des défauts sont introduits dans les images, il reste à savoir quand ceux-ci nuisent aux personnes utilisant les images [35, 84].

La littérature ne démontre pas précisément le lien entre la proximité de détecteurs défectueux et l'introduction de défauts dans les images reconstruites. Puisque SIDOP pourrait facilement déterminer la proximité de détecteurs défectueux, il faudra étudier ce sujet plus en détail.

### Temps mort

Le temps mort d'un appareil TEP, soit des pertes de données dues au niveau d'activité plus élevé que la capacité de traitement de l'appareil, peut être décomposé en de multiples facteurs [45] dont certains sont spécifiques à l'architecture de l'appareil. L'identification du facteur prédominant dans les conditions d'activité normales permet de cibler la méthode de

correction. Une coïncidence triple survient lorsque trois événements valides se produisent à l'intérieur de la fenêtre de coïncidence et peut être causée par de la diffusion ou un événement aléatoire. Le temps mort dû au rejet des coïncidences triples causées par des événements aléatoires sera proportionnel au taux d'événements simples. Puisque dans le cas de l'appareil LabPET™ le temps mort dû au rejet des coïncidences triples est généralement le facteur prédominant dans la zone d'activité normale, la modélisation en fonction du taux d'événements simples est utilisée. Cette méthode consiste à déterminer des facteurs de correction en fonction du taux d'événements simples a priori et ensuite, de les appliquer aux images reconstruites.

Les facteurs de correction perdent de la précision lorsque le taux d'événements simples sort des conditions d'activité normales, car dans ce cas, d'autres facteurs conditionnent le temps mort. SIDOP devrait identifier ces situations pour permettre aux professionnels d'entretien de décider s'ils veulent appliquer la correction quand même.

### Temps de désintégration

Comme l'activité du radiotraceur injecté diminue de façon exponentielle en fonction du temps, il est nécessaire de corriger la concentration des pixels sur les différentes trames d'image de l'acquisition. En vue d'étudier le comportement physiologique du radiotraceur dans les tissus, cette correction va permettre une comparaison des différentes trames d'image de l'acquisition sur un pied d'égalité. Les méthodes conventionnelles se basent uniquement sur la décomposition du radiotraceur et non pas sur les processus biochimiques et physiologiques [27]. Donc ils ne requièrent que le temps du début de la trame et le temps de demi-vie du radiotraceur.

Une validation de l'intensité moyenne entre les différentes trames corrigées pourrait permettre de valider que cette correction fonctionne correctement.

### 2.3.3 Quantification

Pour quantifier la distribution du radiotraceur, les chercheurs en imagerie moléculaire doivent être en mesure d'évaluer l'activité d'une région d'intérêt. La correction d'une image pour satisfaire cette condition correspond à la quantification.

La quantification a pour but de transformer l'échelle de pixels de nombre d'événements vers une mesure d'activité à l'aide d'un facteur de calibration défini par l'équation 2.6 [28].

$$CAL = \frac{\text{compte par pixel}}{\text{concentration du radiotraceur dans le cylindre (kBq/cm}^3\text{)}} \quad (2.6)$$

L'acquisition d'un cylindre ayant une activité uniforme connue permet d'obtenir la mesure du facteur de calibration qui sera ensuite utilisée pour quantifier les images.

Les résultats de la quantification dépendent de toutes les corrections précédentes, donc la validation de celles-ci devrait être la première étape en vue d'obtenir des données quantitatives fiables. De plus, certaines modifications à l'appareil pourraient invalider le facteur de calibration, donc SIDOP devrait être en mesure d'identifier ces situations. Il faut aussi noter que des erreurs ne sont pas toujours perceptibles en observant les images, mais elles vont influencer les données quantitatives.

L'effet de volume partiel pose problème lors d'analyses quantitatives et sera couvert dans cette section ainsi que la transformation qui permet de déterminer le niveau de fixation du radiotraceur.

### Effet de volume partiel

L'effet de volume partiel survient lorsque la dimension d'une structure est inférieure à deux ou trois fois la résolution spatiale de l'appareil [49]. L'effet cause une sous-estimation de la concentration à l'intérieur de la structure et une surestimation à l'extérieur de celle-ci [31], faussant les données quantitatives.

À ce jour, le scanner LabPET<sup>TM</sup> ne corrige pas les effets de volume partiel et cette responsabilité est passée aux utilisateurs des images.

### Niveau de fixation

Les chercheurs s'interrogent assez fréquemment sur la corrélation entre le niveau de fixation du radiotraceur et la quantification d'une fonction biologique. Pour faciliter cette corrélation, une méthode fréquemment utilisée consiste à convertir l'activité par pixel en valeur de l'absorption standard (ou *Standard Uptake Value (SUV)*) à l'aide de l'équation 2.7 [31].

$$SUV = \frac{\text{fixation (Bq/mL)}}{\text{activité (Bq)/volume (mL)}} \quad (2.7)$$

Il s'agit donc de diviser la valeur de chaque pixel de l'image quantifié par le rapport d'activité injecté sur le volume de la région d'intérêt. Pour le scanner SIDOP l'extraction du niveau de fixation est passée aux utilisateurs des images.

## 2.3.4 Conclusion

Suite à l'analyse de chacun des modules d'un appareil TEP, il devient évident que la quantité de modules à surveiller complexifie son entretien. De plus, le professionnel doit



déterminer lui-même lesquels considérer puisque chaque appareil est unique et qu'un même appareil comprend plusieurs paramètres de configuration différents. En résumé, cette section permet d'établir, pour chacun des modules, des méthodes de diagnostic indispensable à un QC efficace. Pour aller de l'avant, l'utilisation d'un système intelligent pour la surveillance de certains modules pourrait certainement alléger le travail du professionnel et possiblement améliorer la qualité des images produites.

## 2.4 Systèmes intelligents de détection et diagnostic

L'IA appliquée au FDD n'est pas une nouvelle idée et il existe plusieurs cas répertoriés dans la littérature, par exemple pour trouver des fautes dans des circuits analogiques et numériques [38] par système expert, logique floue ou réseau de neurones artificiels. Un autre exemple, cette fois dans le domaine de la médecine, permet de détecter et de diagnostiquer les fautes sur un système d'anesthésie à l'aide de logique floue [63]. Suite à l'analyse des processus menant vers une image TEP quantitative, cette section propose l'analyse des différentes méthodes IA pouvant être mises en place pour diagnostiquer un scanner LabPET<sup>TM</sup>.

Compte tenu de l'importance du bon fonctionnement de l'appareil TEP, SIDOP doit pouvoir expliquer le diagnostic aux professionnels. Cette explication doit détailler les étapes de raisonnement menant au diagnostic pour permettre de le valider. Cependant, par elle-même, la trace du processus de résolution de problème n'est pas suffisante et il reste à déterminer l'étendue des explications requises [47].

Dans le cadre de la TEP, il serait idéaliste de penser pouvoir recueillir des données couvrant tous les cas de défaillances ou définir un seul ensemble de règles, ou même un seul modèle, couvrant la totalité de l'appareil. En effet, la quantité d'entrées et de sorties aux différents modules sont telles que le nombre de combinaisons possibles est pratiquement infini. Il convient donc de simplifier le problème à l'aide de connaissances du domaine et par modularisation. Puisqu'un choix de méthodes d'IA devra être fait pour chacun des modules, il faut identifier les forces et les faiblesses de chacune d'elles en fonction des paramètres des modules.

Les systèmes intelligents FDD sont souvent réalisés à l'aide de systèmes experts (SE) mais tirent parfois profit d'autres méthodes de classification. Ces méthodes sont détaillées en couvrant certaines des méthodes les plus communes pour chacune. Ensuite, le traitement des données d'entrée est couvert pour finir par un état de l'art de l'usage de méthodes d'intelligence artificielle en IM.

### 2.4.1 Systèmes experts (SE)

Un SE désigne un système qui incorpore les connaissances d'experts afin d'aider un non-spécialiste à accomplir une tâche. Les SE nécessitent généralement une base de connaissances et un moteur d'inférence pour appliquer ces connaissances à un problème donné. Les SE permettent d'utiliser l'expérience du personnel d'entretien de l'appareil puisqu'ils se servent d'une connaissance de l'appareil en question afin d'arriver à un diagnostic en utilisant des règles d'inférence. Ces méthodes sont de type boîte blanche et, de ce fait, permettent habituellement de justifier les décisions en un langage familier aux professionnels. Plusieurs techniques de représentation de bases de connaissances en langage informatique existent [80] permettant aux moteurs d'inférence de servir à une multitude d'applications sans modifications. Plusieurs types de SE existent, et la figure 2.7 illustre les catégories pour bien évaluer leurs caractéristiques.

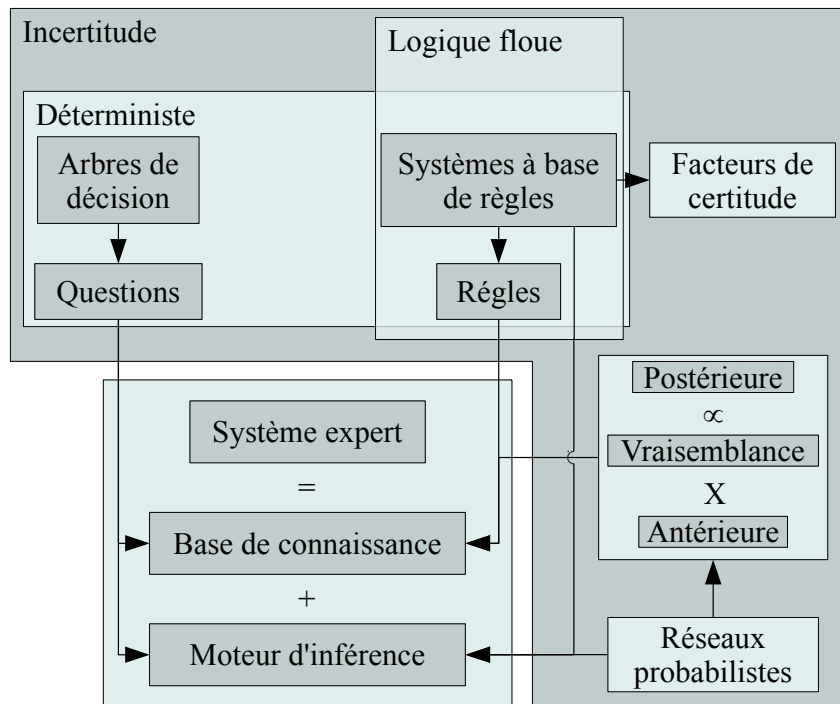


Figure 2.7 Décomposition des différents types de systèmes experts. Deux catégories sont illustrées, soit les systèmes experts déterministes et ceux intégrant la notion d'incertitude.

#### Systèmes déterministes

Les premiers SE n'intégraient pas la notion d'incertitude, c'est-à-dire qu'ils agissaient sur des variables déterministes pour prendre des décisions déterministes. Dans cette catégorie, la méthode des arbres de décision est fréquemment utilisée pour le diagnostic de fautes et combine la base de connaissances et le moteur d'inférence dans une structure d'arbre

où les noeuds représentent des questions sur des variables. Dans ces systèmes, la séquence des questions est préétablie et une mauvaise réponse dans la séquence mène à un mauvais diagnostic. Les données manquantes ne sont pas bien supportées et la seule option est d'assumer une valeur par défaut.

Un autre type de système déterministe se nomme les systèmes à base de règles ou systèmes de production. Ils permettent plus de modularité en séparant la base de connaissances (les règles et faits) du moteur d'inférence. Ces systèmes sont plus flexibles car il n'y a pas d'ordre prédéfini des questions ou règles, mais lorsque le nombre de règles augmente, la logique peut devenir difficile à suivre. Cette méthode a l'avantage de justifier le raisonnement en listant les règles menant au résultat. En revanche, l'acquisition des connaissances présente des difficultés qui limitent l'efficacité de ces systèmes comme dans le cas où la théorie n'est pas connue ou bien que les connaissances de l'expert sont vagues. L'expérience d'un professionnel ne se résume pas toujours que par des faits et règles : il est fréquent pour une personne de prendre une décision particulière par rapport à une multitude de facteurs en utilisant un savoir-faire difficile à formaliser. De plus, les systèmes de production permettent difficilement de résoudre des problèmes inattendus ou des situations où les données sont bruitées [11]. Pour ces raisons, cette méthode s'appliquerait mieux aux modules de SIDOP où se ferait le raisonnement qu'aux modules bas niveaux, où le bruit est un facteur important.

Contrairement aux systèmes à base de règles, les systèmes basés sur un modèle comparent la sortie du système avec la sortie prédite par un modèle [7]. Dans ces systèmes, la base de connaissances est représentée par le modèle du système, ce qui permet de mieux réagir à des problèmes inattendus. Par contre, pour opérer le modèle, il faut pouvoir lui fournir des paramètres d'entrée, ce qui est problématique dans le cas où le module modélisé sert justement à déterminer les entrées comme dans le cas des détecteurs de photons incidents.

### **Systèmes intégrant l'incertitude**

Comme beaucoup de problèmes ne sont pas déterministes, des méthodes prenant en compte l'incertitude ont été développées. Une première approche consiste à appliquer un facteur de certitude aux règles des systèmes à base de règles afin d'incorporer l'incertitude à ces systèmes. La question est alors de savoir comment combiner ces facteurs lors de l'inférence pour obtenir un facteur de certitude sur le résultat.

Une autre méthode, la logique floue, se base aussi sur les systèmes à base de règles, mais utilise la théorie des sous-ensembles flous pour gérer l'incertitude. Cette méthode se prête bien quand les variables d'entrées ou de sorties sont continues en associant un degré

d'appartenance à des sous-ensembles, comme illustré à la figure 2.8. Dans cet exemple, la fonction d'appartenance permet de transformer la température en niveaux d'appartenance aux sous-ensembles, pour ensuite permettre de raisonner sur l'état du système. Cette méthode pourrait être appropriée quand le professionnel utilise un moyen imprécis pour diagnostiquer un module, car elle permettrait de transposer sa connaissance sans devoir fixer des limites précises qu'il ne connaît pas.

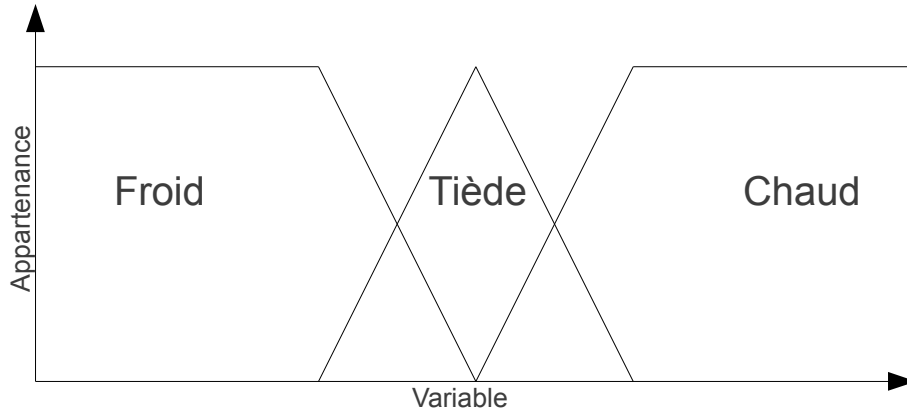


Figure 2.8 Appartenance à des sous-ensembles en logique floue : froid, tiède et chaud.

Finalement, les réseaux probabilistes, aussi appelés réseaux bayésiens, font usage de l'indépendance conditionnelle et des graphes pour modulariser la densité de probabilité jointe du système qui deviendrait rapidement trop difficile à obtenir sans cette modularité. Le graphe et les tables de probabilités forment la base de connaissances et les opérations sur les probabilités ainsi que le théorème de Bayes permettent l'inférence dans ces systèmes.

Comme la désintégration radioactive est un phénomène statistique, les données découlant de la désintégration sont incertaines : taux de simples, taux de coïncidences. Les arbres de décisions et les systèmes à base de règles (système de production) ne prennent pas l'incertitude en compte alors que la logique floue et les réseaux bayésiens intègrent cette notion de différentes façons (voir la figure 2.7). L'utilisation de l'incertitude dans un système expert permet d'évaluer quand le diagnostic est fiable en se fiant aux probabilités des différents diagnostics permettant la détection de fautes en fixant un seuil configurable à la probabilité de diagnostic. Cependant, les arbres de décisions, le système à base de règles et la logique floue permettent de suivre la logique d'un diagnostic en suivant les règles, alors que c'est moins intuitif pour les réseaux bayésiens.

### 2.4.2 Détection et diagnostic de fautes par classification

La détection et le diagnostic de fautes peuvent aussi être traités comme un problème de classification permettant alors d'utiliser des méthodes de classification pour le résoudre. Contrairement aux méthodes citées précédemment, dans le cas de la classification, la connaissance a priori du problème est tirée principalement des données. Pour cette raison, les méthodes de classification sont particulièrement intéressantes lorsque la théorie n'est pas assez développée pour résoudre un problème. La classification statistique ainsi que les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont étudiés dans cette section.

#### Classification statistique

Les classificateurs statistiques requièrent de l'information a priori sur les classes qui peut être acquise à partir de données provenant de l'appareil, et ce, même en présence d'incertitude [43]. De plus, ce type de classificateur associe une probabilité d'appartenance à chacune des classes, ce qui donne une information supplémentaire aux utilisateurs. Cette probabilité permet aussi au classificateur de s'abstenir dans le cas où elle serait trop faible.

#### Réseau de neurones artificiels

Lorsqu'une grande quantité de données sur les fautes existe, il devient possible d'entraîner un RNA à repérer les fautes même en présence de bruit dans les données. Les RNA excellent en classification [11], ce qui pourrait être intéressant pour détecter les fautes de certains modules où il est possible de cumuler suffisamment de données. Par contre, cette méthode est de type boîte noire, donc elle ne permettrait pas de justifier à un professionnel le raisonnement expliquant le diagnostic, ce qui constitue un désavantage dans le cas présent. Cependant, un développement intéressant est l'utilisation d'un RNA pour déterminer et optimiser un ensemble de règles de logique floue [108], levant ainsi la limitation sur la justification. De plus, certains modules ne nécessiteront pas un niveau de justification qui exclurait l'utilisation de RNA dans les cas où le raisonnement est intuitif.

Bien qu'au départ SIDOP ne disposera pas d'une grande quantité de données d'entraînement, il en acquerra au fil de son utilisation. Donc, un système hybride capable d'apprendre appuyé par une base de connaissances est envisageable, tel qu'une combinaison neuro-floue parfois employée dans le domaine du FDD [61].

### 2.4.3 Traitement des données d'entrée

Il est habituellement souhaitable d'appliquer un prétraitement aux données d'entrée d'un système intelligent pour optimiser ses performances. Comme plusieurs des phénomènes

physiques en TEP sont régis par la distribution de Poisson ou la distribution gaussienne, une analyse statistique des données pourrait servir de prétraitement dans ces cas. Afin d'estimer les paramètres du signal ou du bruit, l'utilisation d'un estimateur de maximum de vraisemblance à l'aide de l'algorithme espérance-maximisation (ou *Expectation Maximization*) [34] devrait fournir de bons résultats. Les résultats de tests statistiques tels que le test  $\chi^2$  ou des analyses de variances (ANOVA) pourraient aussi servir.

De plus, le sinogramme, soit l'entrée du module de reconstruction, peut être traité comme une image et les méthodes de traitement d'images s'appliquent alors pour son analyse. Que ce soit pour traiter des images ou des données brutes, l'utilisation de méthodes de traitement de signal telles que la transformée de Fourier et la transformée en ondelettes [105] pourrait permettre d'extraire des paramètres importants pour faciliter le travail aux modules d'IA.

#### 2.4.4 Intelligence artificielle en IM

L'utilisation de systèmes intelligents en IM se concentre surtout sur le diagnostic de maladies ou conditions à partir des images, comme la détection de la démence associée à la maladie d'Alzheimer [58, 101]. D'autre part, la segmentation des images dans le but d'identifier les structures anatomiques fait aussi appel à des méthodes d'intelligence artificielle [69, 107]. Cependant, dans de tels systèmes, les connaissances proviennent des médecins plutôt que des professionnels responsables des appareils d'imagerie.

### 2.5 Conclusion

Plusieurs paramètres et pistes de solution pouvant contribuer à un diagnostic automatique de fautes d'appareils TEP ressortent de cette analyse. La quantité des modules et la complexité des méthodes de détection et de diagnostic appuient l'adoption d'un système intelligent. Pourtant, un vide existe au niveau des systèmes intelligents FDD d'appareils TEP, que ce soit publiés ou brevetés quoiqu'il existe de multiples exemples d'utilisation de tels systèmes dans d'autres domaines. L'utilisation de systèmes intelligents en imagerie moléculaire a déjà fait ses preuves et semblerait bien adaptée au problème de détection et diagnostic de fautes en TEP.

# CHAPITRE 3

## EXTRACTION DE PARAMÈTRES ET DÉTECTION DE FAUTES

### 3.1 Avant-propos

#### Auteurs et affiliation

<u>J. Charest</u>	Étudiant au doctorat <sup>1</sup>
J.-F. Beaudoin	Professionnel de recherche <sup>2</sup>
J. Cadorette	Professionnel de recherche <sup>2</sup>
R. Lecomte	Professeur titulaire <sup>2</sup>
C.-A. Brunet	Professeur agrégé <sup>1</sup>
R. Fontaine	Professeur titulaire <sup>1</sup>

---

<sup>1</sup> Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et de génie informatique.

<sup>2</sup> Université de Sherbrooke, Faculté de médecine et des sciences de la santé, Département de médecine nucléaire et radiobiologie.

#### Publication

**Date d'acceptation :** 23 juillet 2014

**État de l'acceptation :** version finale publiée

**Revue :** IEEE Transactions on Nuclear Science

**Référence :**

Charest, J., Beaudoin, J.-F., Cadorette, J., Lecomte, R., Brunet, C.-A. et Fontaine, R. (2014). Automatic channel fault detection on a small animal APD-based digital PET scanner. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 61, numéro 5, p. 2494–2502 © 2014 IEEE Reprinted, with permission.

**Titre français :** Système automatique de détection de fautes appliqué à un scanner TEP numérique pour petits animaux à base de photodiodes à avalanche

## Contribution à la thèse

L'analyse de l'état de l'art révèle plusieurs paramètres à différents niveaux hiérarchiques pouvant mener à la détection et au diagnostic de fautes d'un scanner TEP. Tel que mentionné dans cette section, le détecteur de rayons d'annihilation est critique aux performances de l'appareil et constitue la fondation du scanner TEP. C'est pour cette raison qu'initialement le développement de SIDOP a été aiguillé vers la détection de fautes de ces détecteurs et donc des canaux d'acquisition de LabPET<sup>TM</sup>. Le scanner LabPET<sup>TM</sup> incorpore un grand nombre de canaux d'acquisition dû à son architecture hautement pixelisée, une architecture qui limite l'interdépendance des canaux et donc facilite le contrôle de qualité de ceux-ci. Pour valider la faisabilité de l'objectif de recherche, le diagnostic de fautes a aussi été ignoré dans la première version de SIDOP qui se concentre sur l'extraction de paramètres ciblés permettant d'effectuer la détection de canaux en faute par logique floue. Donc, cet article contribue à la thèse en présentant une vision globale de SIDOP et en élaborant spécifiquement sur les modules de base du système qui forment les fondations sur lesquelles SIDOP est bâti. Finalement, l'article présente les résultats permettant de valider le fonctionnement des modules d'extraction de paramètres et de détection de canaux en faute.

L'article injecte des idées nouvelles dans le domaine, car tel que relevé dans l'analyse de l'état de l'art, aucun système comparable n'a été proposé en TEP à ce jour. De plus, les paramètres identifiés mènent à des méthodes d'évaluation des performances mieux adaptées aux systèmes de détection de fautes que les méthodes couramment utilisées. Ces méthodes alternatives d'évaluation de performance ne sont pas aussi précises mais pourraient être mieux adaptées à l'analyse en temps réel ou, du moins, plus fréquente des performances des scanners TEP.

Il pourrait être utile de mentionner au lecteur qu'au moment de l'écriture de cet article SIDOP était tout simplement nommé le système intelligent (SI) (ou *Intelligent System (IS)*).

Une version préliminaire des résultats présentés dans cet article fut présentée par affiche au *2013 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference* et fut publiée dans un acte de conférence [26].

## Résumé français

Les scanners de tomographie d'émission par positrons (TEP) à base de photodiodes à avalanche démontrent des capacités d'imagerie améliorées en termes de résolution spatiale



et de contraste dû au couplage un pour un en paires cristal - chaîne d'acquisition. Cependant, afin de garantir des performances maximales, ces scanners TEP requièrent une calibration convenable effectuée par un opérateur qualifié, ce qui peut devenir une tâche fastidieuse étant donné le nombre de canaux dont ces scanners sont composés. Un système intelligent (SI) est destiné à réduire cette charge de travail en permettant un diagnostic de l'erreur de mesure du scanner. Le SI peut se diviser en quatre blocs hiérarchiques : extraction de paramètres, détection de canaux en faute, priorisation et diagnostic. Une des principales tâches du SI consiste en l'analyse des données disponibles pour chaque canal comme : le nombre de coïncidences et d'événements simples lors de la normalisation, les données de classification relatives à l'identification de cristal, les histogrammes d'énergie, la tension de polarisation et le seuil de bruit afin d'établir le statut de *santé* du canal qui sera utilisé pour détecter les canaux défectueux. Cet article se penche sur les deux premiers blocs du SI : l'extraction de paramètres et la détection de canaux en faute. Le but du bloc d'extraction de paramètres est d'analyser les données disponibles pour chaque canal individuellement et d'établir des paramètres qui seront utilisés subséquemment par le bloc de détection de fautes pour générer le statut de *santé*. Pour favoriser l'extensibilité, le bloc de détection de fautes est divisé en indicateurs représentant différents aspects de performance de scanners TEP : *sensibilité*, *temps*, *identification de cristal* et *énergie*. Des expériences effectuées sur un scanner LabPET<sup>TM</sup> ayant une longueur axiale de 8 cm situé au Centre d'Imagerie Moléculaire de Sherbrooke ont démontré un taux de fausses détections de canaux en faute de 10 % (avec un intervalle de confiance (CI) à 95% de [9, 11]), ce qui est considéré tolérable. Globalement, le SI démontre une efficacité de détection de canaux en faute de 96 % (CI : [95, 97]), ce qui prouve que plusieurs fautes peuvent être détectées automatiquement. Un taux d'efficacité de détection de fautes serait avantageux, mais les résultats actuels pourraient déjà bénéficier aux opérateurs de scanner dans leur tâche de maintenance.

## 3.2 Abstract

Avalanche photodiode (APD) based positron emission tomography (PET) scanners show enhanced imaging capabilities in terms of spatial resolution and contrast due to the one to one coupling and size of individual crystal-APD detectors. However, to ensure the maximal performance, these PET scanners require proper calibration by qualified scanner operators, which can become a cumbersome task because of the huge number of channels they are made of. An intelligent system (IS) intends to alleviate this workload by enabling a diagnosis of the observational errors of the scanner. The IS can be broken down into four hierarchical blocks : parameter extraction, channel fault detection, prioritization and diagnosis. One of the main activities of the IS consists in analyzing available channel data such as : normalization coincidence counts and single count rates, crystal identification classification data, energy histograms, APD bias and noise thresholds to establish the channel *health* status that will be used to detect channel faults. This paper focuses on the first two blocks of the IS : parameter extraction and channel fault detection. The purpose of the parameter extraction block is to process available data on individual channels into parameters that are subsequently used by the fault detection block to generate the channel *health* status. To ensure extensibility, the channel fault detection block is divided into indicators representing different aspects of PET scanner performance : *sensitivity*, *timing*, *crystal identification* and *energy*. Some experiments on a 8 cm axial length LabPET™ scanner located at the Sherbrooke Molecular Imaging Center demonstrated an erroneous channel fault detection rate of 10 % (with a 95% confidence interval (CI) of [9, 11]) which is considered tolerable. Globally, the IS achieves a channel fault detection efficiency of 96 % (CI : [95, 97]), which proves that many faults can be detected automatically. Increased fault detection efficiency would be advantageous but, the achieved results would already benefit scanner operators in their maintenance task.

## Keywords

Artificial intelligence (AI), positron emission tomography (PET), biomedical imaging, fault diagnosis, fuzzy logic, expert systems

## 3.3 Introduction

The importance of quality control testing (QC) to ensure proper performance for block detector-based positron emission tomography (PET) scanners was recently stressed [65,

102]. The QC routine is based on manual tests performed on a daily, monthly or annual basis. The use of avalanche photodiode (APD)-based discrete detectors in PET [40] substantially increases the number of channels and scanner complexity. Further development, driven by the objective to achieve submillimetric spatial resolution [12, 15, 74], increases the number of acquisition channels, intensifying the scanner operators' maintenance task burden. In this context, the QC task is becoming non-trivial and an alternative QC procedure must be developed to maintain the performance over time.

A healthy highly pixelated PET scanner is expected to contain some failed channels but we would ideally have no more than 10 %. The goal of the QC task is to detect faults and adjust channels requiring further tuning to maximize image quality. To achieve this, the current manual QC procedure of LabPET scanners involves going through a decision tree with a series of qualitative queries on the channel performance. Initially, the singles count rate of every channel for a blank scan is inspected. Since only the intrinsic radioactivity of the scintillators should be detected, the singles count rate of each channel is compared to the surrounding channels and an abnormal count rate triggers further analysis for that channel. The operator then looks at the energy and crystal identification histograms [42] (further described in the paper) to find anomalies visually (e.g., misidentified photopeak, unusual energy resolution, unclear separation of crystal parameters...). This inspection helps determine if a fault is present and whether further actions should be performed. This tree-like approach allows a relatively large number of channels to be processed manually, but it will miss faults that do not cause a substantial change in singles count rates since that is the question that prompts further analysis. Typically, the operators do not have enough time for a deeper analysis on all channels even though it could be beneficial overall to the scanner performance. This leads to the desire to automate channel fault detection in order to improve the QC task while keeping the operator's maintenance burden acceptable.

Channel fault detection and diagnosis (CFDD) is a logical solution to the problem at hand as it would reduce the scanner operators' workload and scale up to the increasing density of channels to maintain, as already seen in large nuclear experiments, such as the ATLAS TDAQ [9, 57]. In this example, the CFDD system employs a rule based expert system, however, other artificial intelligence (AI) methods [38, 61] such as fuzzy logic and artificial neural networks can be used to perform CFDD depending on the faults' nature and the system requirements.

Reducing the operators' maintenance task burden as well as minimising the scanner downtime and computation time are important CFDD requirements. Performance measurements using NEMA standards for small animal PET [72] could provide useful data for

QC but are not intended for daily QC[65] because they require special data acquisitions that cannot be easily interleaved with the scanner operations and thus create undesired downtime for users. Minimizing downtime would require that only routinely available data such as configuration, calibration and normalization data, be used for the CFDD system. The normalization acquisitions are automated and can be performed frequently. These measurements can take up to 8 hours when the normalization rod is close to needing to be replaced. If we consider that the scanner is typically being used 8 hours a day, this leaves up to 8 hours available for the CFFD work without requiring downtime on a daily basis. Under normal operating conditions, the scanner operators devote around 2 hours per week to perform channel maintenance, but this figure increases significantly on initial scanner start-up and on cold starts (after power outage, hardware replacement), or for forsaken scanners. For initial scanner start-up, it can take up to several days before the scanner is perfectly calibrated and achieves optimal performance. The CFFD system would help reduce this downtime and maintain optimal performance at all time since up to 8 hours of processing time could be devoted overnight to CFFD on a daily basis.

This paper describes the overall architecture of an intelligent system (IS) CFFD designed for the LabPET<sup>TM</sup> scanner. It then focuses on the fault detection portion of the IS by analyzing its efficiency.

### 3.4 Fault Detection and Diagnosis

Different approaches to fault detection and diagnosis (FDD) reported in the literature have been used to design the scanner IS.

In many cases, thresholds can be applied to variables independently to detect faults when a certain pre-defined limit is reached. For example, when the singles count rate would reach a very high value, a failure could be detected. This method works under the assumption that the variables are independent and are not subject to noise.

An important class of FDD methods uses knowledge from the target system to identify faults using inference techniques [99]. These methods are appropriate when the system knowledge base is well-documented and when the users need explanations for the decisions. Expert systems (ES) are computer programs that help non-experts to perform tasks that usually require qualified personnel and can also help experts as decision support tools. In the case of FDD, rule based ES use an expandable knowledge base composed of logic rules of the form : IF A and B then C, to infer a diagnosis. Rule based ES are often used in FDD systems such as in the TDAQ FDD system [57] of the ATLAS experiment [9]

and the HAL9000 [30] system of the ALICE experiment on LHC at CERN [5]. Both systems employ a knowledge base (acquired from scanner operators) implemented with the help of the C Language Integrated Production System (CLIPS) [81]. However, other methods such as artificial neural networks and fuzzy logic can outperform ES in presence of incomplete or noisy data [11, 63]. Unlike ES logical based rules, fuzzy logic rules uses linguistic variables that allow more natural terms (e.g. temperature : COLD, WARM and HOT) [73]. Additionally, the fuzzy logic knowledge base is also composed of membership functions that allow mapping of the variables' values to the linguistic terms. Fuzzy logic rules better conform to human reasoning facilitating the knowledge extraction process.

FDD can also be treated as a classification problem so that prior information extracted from the data is used to perform detection and diagnosis. This empirical approach is often used when the theory is not sufficient to build a full knowledge base but it presents difficulties when explaining diagnoses to users. To address this shortcoming, a notable development consists in using artificial neural networks to create and optimize a fuzzy logic knowledge base for a FDD system [108].

## 3.5 CFFD Design

### Intelligent System Overview

One of the primary goals of the IS is to evaluate the channels *health* using *sensitivity*, *timing*, *crystal identification* and *energy* performance indicators, as will be explained below. The proposed IS for PET system features 4 flexible modules (*parameter extraction*, *channel fault detection*, *fault prioritization* and *fault diagnosis*) coupled to a *knowledge base* and a *fault history database* (Fig. 3.1). All required data is taken from a 8cm axial length LabPET<sup>TM</sup> [13] scanner and fed to the parameter extraction module. The channel fault detection module uses data from the parameter extraction module to excerpt the performance indicators needed to evaluate channel *health*. The IS uses a knowledge base that is composed of the ES and fuzzy logic rules defined by the scanner operators to steer decision making. In a later phase, the IS will fill and use a database to adapt the decisions based on past channel faults and user inputs. The channel fault detection module then finds faulty channels and sends them to the prioritization module that assigns priorities according to the possible impact on image quality. Finally, the fault diagnosis module produces a diagnosis for every detected fault. So the end result is a list, sorted by priority, of failed channels and their respective diagnosis. In this paper, both extraction and fault detection modules are detailed and their performance is evaluated.

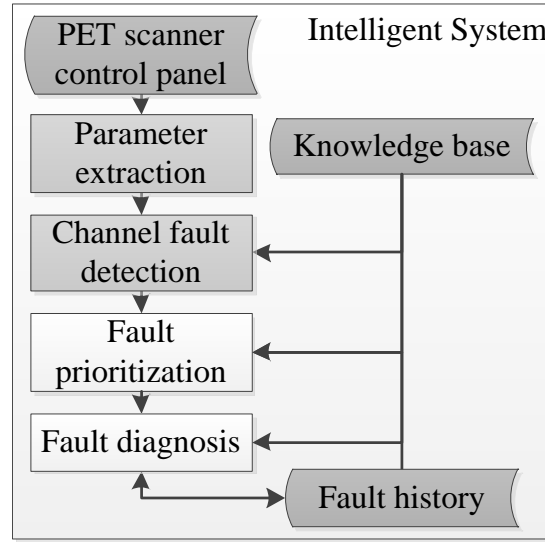


Figure 3.1 Global architecture : The proposed intelligent CFDD system's architecture.

## Parameter Extraction Module

The parameter extraction module (Fig. 3.2) processes several inputs to a format suitable for the AI methods used in the channel fault detection module. The module's inputs are fed from the control panel of the LabPET<sup>TM</sup> scanner and broken down as : configuration file, calibration file, normalization file and scanner geometry. The configuration file contains channel parameters such as : status (enabled or disabled), APD bias voltage and channel noise threshold. The calibration file includes information for crystal identification (crystal identification thresholds and poles histograms described further in the paper) as well as the energy histograms and the respective photopeak bin values. Calibration data is taken from routine calibrations where histograms are built by acquiring singles event signals for each channel from which the crystal identification thresholds and photopeak bins are estimated. The normalization file contains scanner hardware information, singles count rates at fixed time intervals and all coincidence pairs for a routine normalization which is performed using a rotating <sup>68</sup>Ge (511 keV) line source. Finally the scanner geometry is used to determine the number and configuration of hardware components so that the IS can adapt to different types of LabPET<sup>TM</sup> geometries.

The parameter extraction process performs a series of data extraction procedures on multiple data sources to obtain the channel net coincidence index, channel net singles index, ratio of singles counts to coincidence counts, channel crystal identification index, crystal identification ratio as well as configuration and calibration parameters. Each of these processes are described below.

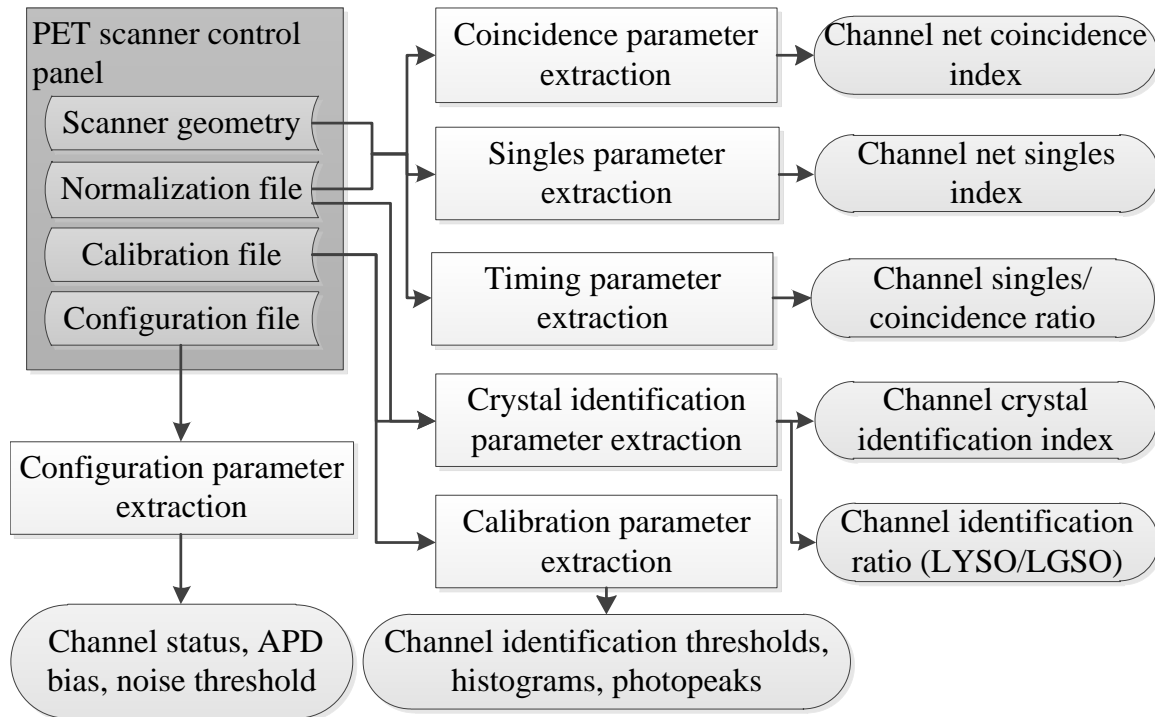


Figure 3.2 The parameter extraction process is used to extract and prepare data for channel fault detection. Multiple sources of data are obtained from the PET scanner control panel and useful parameters are extracted by different processes.

The channel net coincidence index (Fig. 3.2) refers to the global coincidence count for a given channel. It represents how often the channel was involved in coincidences during the normalization. This value correlates to the overall channel's sensitivity since a low value would indicate poor detection efficiency while a very high value could indicate saturation. For example, a low channel net coincidence index could indicate that the channel's APD gain is too low and the applied bias should be revised. The coincidence parameter extraction module extracts net coincidence channel efficiency from the coincidence pairs stored in the normalization file by parsing through it and summing coincidence counts from all coincidence pairs containing the channel. A geometrical correction based on the available coincidence data is applied since the outer detector rings have lines of response with higher axial angles resulting in lower stopping power.

The channel net singles index (Fig. 3.2) represents the channel's intrinsic activity and noise which could be measured by doing a blank scan. As with channel net coincidence index, this value correlates to the overall channel's sensitivity. However, this output is more low-level than the channel net coincidence index since it is based on singles instead of coincidences which are tied to timing performance. An example use for this index is that an unusually

high channel net singles index could indicate that the channel's APD is in saturation. The singles parameter extraction module is used to estimate channel net singles index from the singles count rates in the normalization file since this data is routinely available whereas a blank scan would need to be acquired especially for the IS. The singles count rate for every channel is stored in the normalization files at fixed time intervals to reduce the files size that would be needed to store the single events individually as is done for coincidence pairs. For each channel, the evolution of singles count rates through time is the sum of the channel's intrinsic activity, noise and the signal from the rotating normalization source. Due to the rotating normalization source, the singles count rates through time is a non-stationary Poisson process (Fig. 3.3). To extract the stationary channel intrinsic activity and noise of

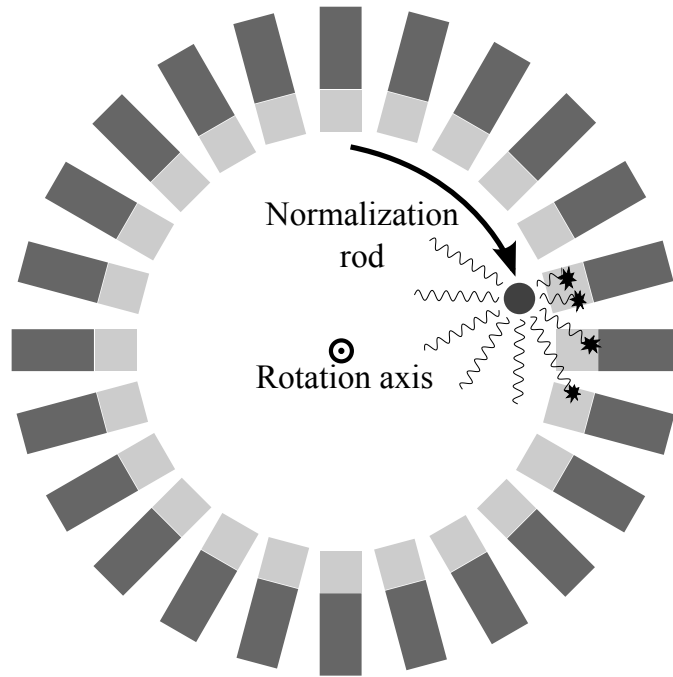


Figure 3.3 Normalization : The singles count rates change as the normalization source rotates within the scanner field-of-view during normalization data acquisitions.

this stochastic process, the singles count rates through time are modeled as a sum of two Poisson processes ( $y_n = s_n + v_n$ ). The channel singles count rates through time ( $y_n$ ) is the data that is read from the normalization files. The normalization source's contribution is represented by  $s_n$  and is non-stationary since the channels geometric efficiencies change depending on the source position. The other Poisson process  $v_n$  is stationary and represents the channel's intrinsic activity and noise. The stationary process's intensity  $\hat{\lambda}_v$  is estimated by using a maximum likelihood estimator ( $\hat{\lambda}_v = y_n - \lambda_s(t)$ ) provided that  $\lambda_s(t)$  is known. To identify  $\lambda_s(t)$  for one channel, the means of channels from all rings corresponding to



the channel's transaxial position are calculated for all time periods. Since the source is linear axially, they should have the same  $\lambda_s(t)$ . However, a geometrical correction based on the available singles data needs to be applied since the outer detector rings have lines of response with higher axial angles resulting in lower stopping power. To reduce statistical noise of the estimations of  $\lambda_s(t)$ , a simplification is made and neighboring channels are also included in the mean. This simplification can be justified by the fact that during one singles count rate time period, the normalization rod will move by more than one channel.

The ratio of singles to coincidence counts (Fig. 3.2) offers some insight into the timing performance of a channel. For example, a channel with a ratio far higher than the mean ratio would indicate poor timing performance. The ratio is used instead of estimating timing resolution as that is not feasible because the information required is not included in LabPET<sup>TM</sup> scanner's normalization files as it would require a substantial amount of extra disk space. The timing parameter extraction module computes the channel singles to coincidence counts ratio from net coincidence channel index divided by the sum of the channel's singles count rates trough time found in the normalization file.

The LabPET<sup>TM</sup> scanner's crystal identification method [67] localizes whether the 511 keV annihilation photon hits the LYSO ( $t_r = 40$  ns) or the LGSO ( $t_r = 65$  ns) crystal arranged in a phoswich detector. For each event, an adaptive filter composed of one pole, mimics the crystal behavior through a least mean squares (LMS) minimization error scheme. The poles are histogrammed and a threshold can be applied to identify the interaction (hypothesis test). The channel crystal identification index (Fig. 3.2) corresponds to the hypothesis test's sensitivity parameter. Poor crystal identification index will indicate a degradation of the LabPET<sup>TM</sup> scanner's axial spatial resolution since the phoswich pairs are axially aligned. The crystal identification parameter extraction module estimates the channel crystal identification index from the poles histogram (Fig. 3.4), by fitting two Gaussian curves in the histogram and determining detection probability using the classification boundaries. A Levenberg-Marquardt algorithm (LMA) was initially used for the fit but it was found to converge to local extrema often enough that even when using the same data, results of the channel fault detection would vary significantly. But, as the poles histograms data represents a Gaussian mixture model (GMM), the maximum likelihood expected maximization (MLEM) algorithm was used to identify the Gaussian distributions parameters without the local convergence problem encountered by fitting with LMA. Furthermore, maximum likelihood estimators are efficient estimators, which is ideal in this instance.

The crystal identification ratio (Fig. 3.2) is the ratio of LGSO coincidence counts to LYSO coincidence counts for one channel. It should be 45 % to 55 % for all channels according to

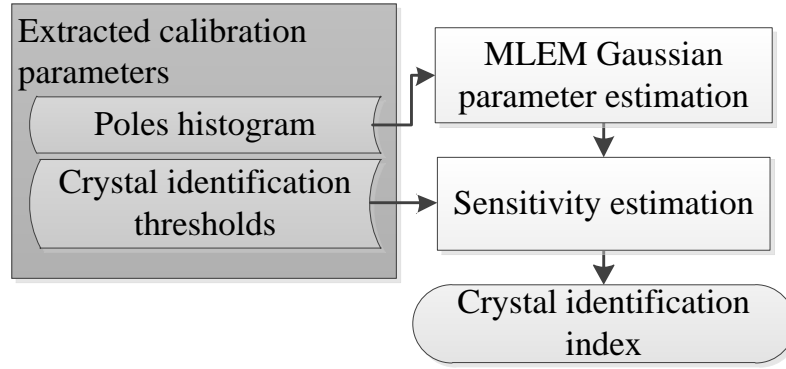


Figure 3.4 Crystal identification parameter extraction : The channel crystal identification index is extracted by estimating the sensitivity given the calibrated thresholds and the fitted poles distributions.

the crystal properties and geometrical aspects, so deviations are indicative of identification failures. The crystal identification parameter extraction module extracts the identification ratio (LGSO coincidence counts to LYSO coincidence counts) for each channel from the coincidence pairs in the normalization file by parsing through it and summing coincidence counts for each crystal from all coincidence pairs containing the channel.

Channel crystal identification thresholds, poles histograms, energy histograms and photo-peaks (Fig. 3.2) are used as input for other parameter extraction modules like the channel crystal identification index. The calibration parameter extraction module parses the calibration parameters from the calibration file which is in *plist* format. The calibration file changes each time a calibration is performed on the scanner which is done every time a change is made to the channels configuration. The parameters are read directly from the *plist* file which is an XML document. The only processing required is decoding the text encoded histograms to binary format.

Channel status (enabled or disabled), APD bias and channel noise threshold (Fig. 3.2) are used as-is since they have significance on their own. For example, channel fault detection is only performed when the channel status is enabled. The configuration parameter extraction modules parse the configuration parameters from the configuration file which is also in *plist* format. As a matter of fact, the calibration file and configuration file can be stored in the same file which is the preferred method since it reduces the number of files to manage. The parameters are read directly from the *plist* file and no further processing is required.

## Channel Fault Detection Module

Using the extracted parameters described above (Fig. 3.2), the fault detection module extracts 4 performance indicators (Fig. 3.5) : *sensitivity*, *timing*, *crystal identification* and *energy* that will be used to evaluate the channels *health*. The *sensitivity* indicator is deter-

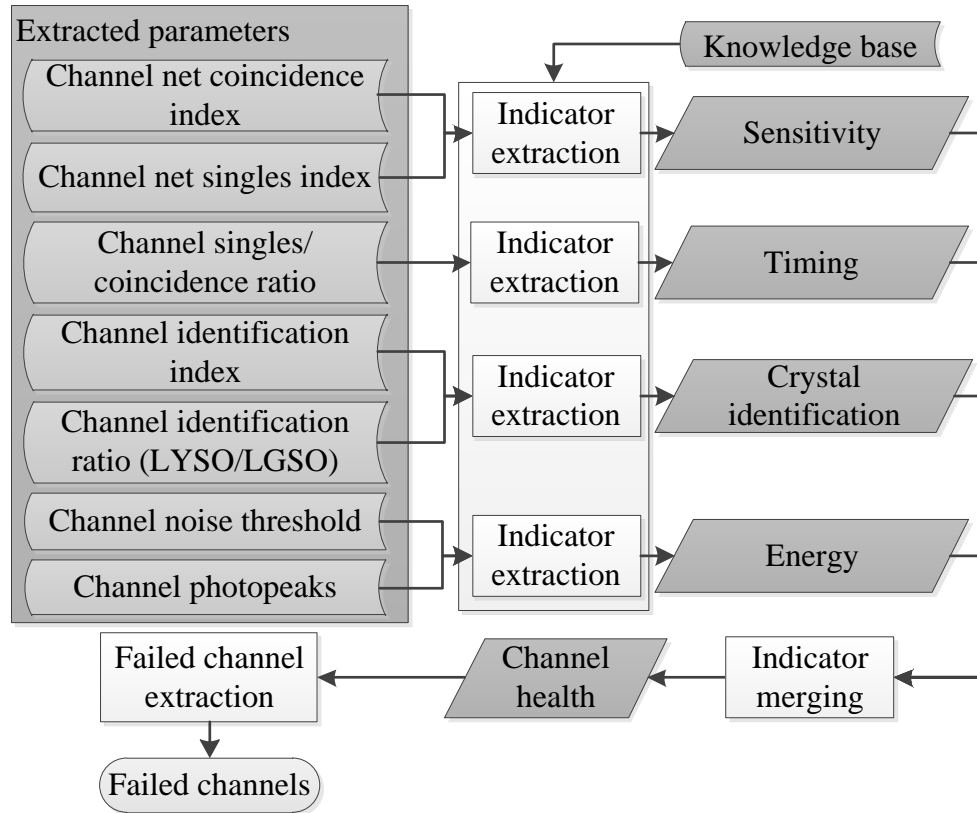


Figure 3.5 Channel Fault Detection : Steps taken to extract indicators (sensitivity, timing, crystal identification and energy) from the previously extracted parameters and merge them in a single channel *health* indicator used for fault detection.

mined by using channel net coincidence index and net singles index. Crystal identification index and identification ratios are used to derive the *crystal identification* indicator. Timing is approximated by using the singles counts to coincidence counts ratio. Then, the *energy* indicator represents the energy resolution and the noise threshold proximity or overlap to the configured lower energy threshold (from the energy window used for collimation).

Since scanner operators have an extensive knowledge on channel fault detection and that the parameters are often noisy and without precise boundaries, this module uses fuzzy logic. Consequently, one unique set of fuzzy rules is used for extracting each performance indicator. The rules use fuzzy variables representing different levels of distance from the

median of the extracted parameter at different levels of the LabPET [40] scanner architecture (detector block, analog board, digital board, hub and globally). A fuzzy variable or linguistic variable is a variable used in fuzzy logic that has the particularity of being able to be in more than one set (linguistic term) at the same time (e.g. being near the median and being far from the median).

The rules to infer the *sensitivity* indicator start by mapping all the distance from the median linguistic terms of the channel net coincidence index to different levels of *sensitivity*. For example, a current rule in the system states that if the net coincidence index is far lower than the median, then the *sensitivity* is weak. Additionally, rules using only the highest and lowest terms of net singles index are used to decrease the value of the indicator for problematic cases only. Next, the rules to infer the *crystal identification* indicator also start by mapping all the distance from the median linguistic terms of the crystal identification ratio to different levels of *crystal identification*. Rules using the channel crystal identification index are then used to decrease the value of the indicator. However, there is one channel crystal identification index per crystal in a channel so only the minimal index is used in the rules (worst case). For the *timing* indicator there is only one timing parameter available so the singles counts to coincidence counts ratio is mapped to the indicator using all the distance terms. The rules to infer the *energy* indicator are similar to the rules to extract the *sensitivity* and *crystal identification* indicators. The worst noise threshold overlap of the channel's crystals is mapped to the indicator using all the distance terms. Then, rules using the worst crystal energy resolution in the channel are used to decrease the value of the indicator.

Afterwards, the channel *health* performance indicator is determined by performing a principal component analysis (PCA) [53] on the extracted indicators. PCA transforms the performance indicators into a set of uncorrelated variables (the principal components) ordered by their variance. The vector of the performance indicators is transformed into the scalar value of the channel *health* by using only the first component of the PCA, which is the component with maximum variance. In essence, the weights applied to the performance indicators are determined by PCA, which ensures that the indicators with the largest variance are selected to be merged into the *health* indicator. Currently, the weights are [0.46, 0.59, 0.45, 0.48] for the *sensitivity*, *timing*, *crystal identification* and *energy* indicators respectively, so all indicators are nearly equally important and are given consequent weights for determining the *health* indicator. Finally the channel *health* indicator is compared to a configurable threshold to detect failed channels.

## 3.6 Materials and Methods

Experimental measurements were conducted on a LabPET 8 cm scanner at the Sherbrooke Molecular Imaging Center [13]. The LabPET 8 scanner is an APD-based small animal PET imaging system having 3072 channels with a ring diameter of 16,2 cm and an axial field of view (FOV) of 7,5 cm. To increase the axial resolution of the scanner, each APD channel is coupled to a LYSO/LGSO phoswich pair and the crystal identification [67] is performed in real-time to determine where the 511 keV photon was detected. When optimally tuned, the LabPET<sup>TM</sup> scanner achieves tangential/radial resolution of 1,3/1,4 cm FWHM in the center of the FOV when using filtered back projection (FBP) reconstruction [13].

The control panel data was used in 4 experiments to evaluate the characteristics of the IS : minimal required data, channel fault detection efficiency, channel indicator responsiveness and fault detection efficiency per fault level. The minimal required data is the minimum number of coincidences required to achieve *sufficient* fault detection. Channel fault detection efficiency will indicate how capable the IS is at detecting channel faults. Then, channel *health* indicator responsiveness should confirm that the *health* indicator accurately models channel health depending on the gravity of the introduced fault in the scanner. Finally, fault detection efficiency per fault level will provide insights on how proficient the IS is at detecting different types of channel faults.

Channel fault detection is done by comparing the *health* indicator to a threshold. This threshold was determined by building a histogram of the *health* indicator's value using multiple iterations of the IS at different times to maximize statistical significance. Then, the threshold was fixed to a value at which an arbitrarily chosen fraction of channels (10 %) are detected as failed.

### Minimal Required Data for Optimal Operation

As the required normalization files contain a large amount of data ( $\sim 12$  GB), it can require a significant amount of resources and time to store and parse them completely. This leads to the idea of using a subset of the normalization files by limiting the number of coincidences to parse. The appropriate maximum count is determined by estimating channel fault detection deviations from the results of the complete file for multiple maximum coincidence counts. To achieve this, one iteration of the IS using all data is done and used as a reference, subsequent iterations on the same data with different maximum coincidence counts are realized and the individual channel fault detection test deviations from the reference are

summed. This gives a list of counts of channels that were not detected as they would be by using the complete file. It's a way to measure the error introduced by using less data.

Considering that resource limitations is not a problem for the initial validation experiments, to ensure maximum accuracy all coincidence pairs were used in the normalization files for the following experiments. However, resource limitations could be a problem when the IS will be deployed on other scanners and possibly for next scanner generations.

## Channel Fault Detection Efficiency

Highly efficient fault detection is critical for the IS since it is a measure of reliability. To evaluate the IS's channel fault detection efficiency, fake acquisition channel faults were introduced in the scanner by decreasing the APD bias (50 V) for at least 400 randomly chosen channels. The scanner's configuration file was modified in order to decrease the APD bias, this means the IS will know the updated values but it will not know what they were previously. The APD bias decrease was chosen to be large enough to ensure the channels would fail. After the faults were introduced, crystal identification and energy parameter computation and normalization were performed to acquire the required data from the control panel. The fault detection efficiency of the IS can then be estimated by counting the number of detected faults and dividing by the number of introduced faults. This estimation is actually the sensitivity of the hypothesis test but it is referred to as efficiency to disambiguate from PET scanner sensitivity. The error estimation of this parameter assumes that the fault detection efficiency follows a binomial distribution since it is a sum of Bernoulli variables.

## Channel Indicator Responsiveness

Since the value of the channel *health* indicator is compared to a configurable threshold to identify failed channels, it is possible that a channel fault is not detected even though the *health* decreased considerably. In fact, the APD bias has a large stability zone for the timing resolution as a function of bias [41]. For evaluation of the fault detection module's responsiveness, various levels of misconfigurations (APD bias, noise threshold) were artificially introduced in the scanner (by modifying the configuration file) to create different levels of change in the *health* indicator :

- APD bias voltage increase and decrease using 5 different levels (5 V per level).

- Noise threshold increase and decrease using 5 different levels (5 ADC bins per level with ADC bin varying from 0 to 255).

In other words, the channel configuration was modified to decrease the channel health and the IS tried to detect the change. The *health* indicator will be responsive if higher levels of modifications result in lower levels of *health*. So, the goal is to test the correlation between fault level and the channel *health* indicator. For example, the 5 levels for APD bias increase would mean increasing the bias by 5 V for level 1, 10 V for level 2, 15 V for level 3, 20 V for level 4 and 25 V for level 5. A 5 V step per level might seem low, but since the LabPET<sup>TM</sup> scanner's APD bias is normally tuned fairly close to the breakdown voltage, it may be sensitive to small bias modifications. For the noise threshold, 5 ADC bins on the total 256 bin range also seems minimal but it is a good step value because the noise threshold is usually set close to a bin value corresponding to the noise floor to keep as much events as possible. This fault level method gives control on the number and types of channel faults to detect by allowing individual parameter and level modifications. The drawback is that the lower levels of misconfigurations used do not ensure that channel faults will be created as in the previous experiment. Each misconfiguration will be applied on 200 randomly chosen channels for a total of 400 channels. To avoid choosing already failed channels, those that the IS indicates as failed in the reference run before the experiment will be excluded. The number of misconfigurations introduced by the experiment was not set higher to prevent global instabilities that could arise from too many faults in the scanner. Absolute limits on both parameters were also applied to prevent channels from operating in extreme conditions that could cripple the scanner. However, since 400 channels leaves only 40 misconfigurations per fault level per fault type, the measurement error would dominate the results. To cope for this, the results of three independent experiments will be used. As in the previous experiment, crystal identification and energy parameter computation and normalization were performed after each acquisition to obtain the required data from the control panel.

## Channel Fault Detection Efficiency per Level

Using the results from the previous experiment, the channel fault detection efficiency of the fault detection module is estimated for each channel fault level. This should also result in an indication of the fault detection module's responsiveness.

## 3.7 Results

### Minimal Required Data for Optimal Operation

The results of 200 iterations of the IS to find channel detection deviations from using the complete file on the same dataset with varying maximum coincidence counts are shown in Fig. 3.6. An arbitrary limit set at 5 % of the variation ( $\max - \min$ ) in the results helps show the asymptote. The results indicate that using less than 400 M coincidences should be avoided since they show a significantly larger fault detection deviation from the complete file containing 800 M coincidences. In Fig. 3.6, we can observe fluctuations at the beginning since each maximum coincidence counts step substantially extends the data. After 400 Mevents the standard deviation is 3,67 channels (0,12 % of the total number of channels in the scanner), so fluctuations are minimal.

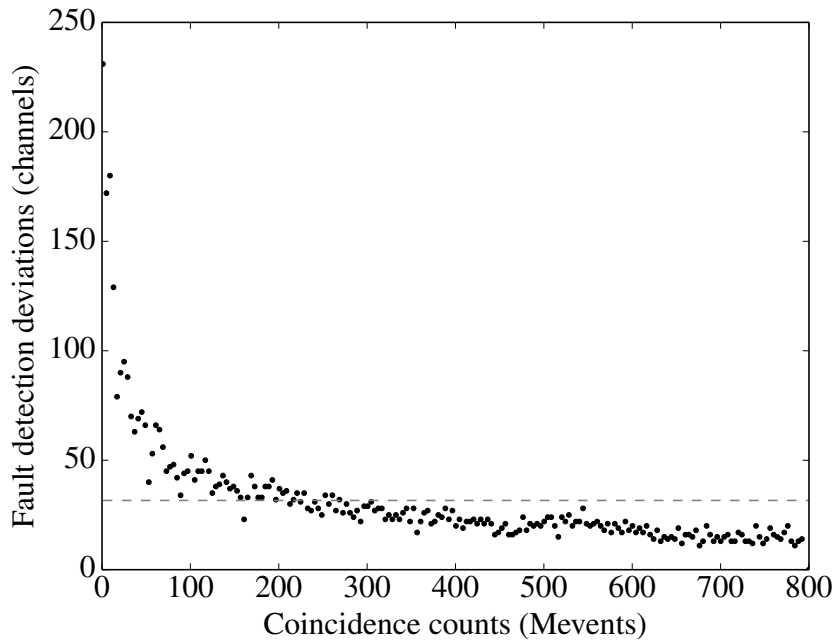


Figure 3.6 Channel fault detection test result deviations from a reference run for multiple maximum coincidence counts. A limit at 95 % of the exponential height is also shown.

### Channel Fault Detection Efficiency

The channel fault detection efficiency was evaluated on 800 faults (50 V APD bias decrease) since the experiment was repeated twice. The measured channel fault detection efficiency is 96 % (with a 95% confidence interval (CI) of [95, 97]). The fault detection efficiency



is equivalent to the sensitivity of the hypothesis test which is the number of detected faults divided by the number of introduced faults. Similarly, the measured rate of miss-detection for all unmodified channels is 10 % (CI : [9, 11]). In the latter case, miss-detection means any unintended changes in the failure state of all channels in the scanner or more specifically the sum of type I and type II errors for all unmodified channels.

### Channel Indicator Responsiveness

Fig. 3.7-3.8 show the non-parametric distributions for both types of introduced faults. The distributions of the *health* indicator for all modified channels are shown in boxplots [66] where the boxes show the interquartile range (IQR). The whiskers are either set to contain all data points or have a maximum distance of 1.5 IQR from the median. The remaining data points are outliers.

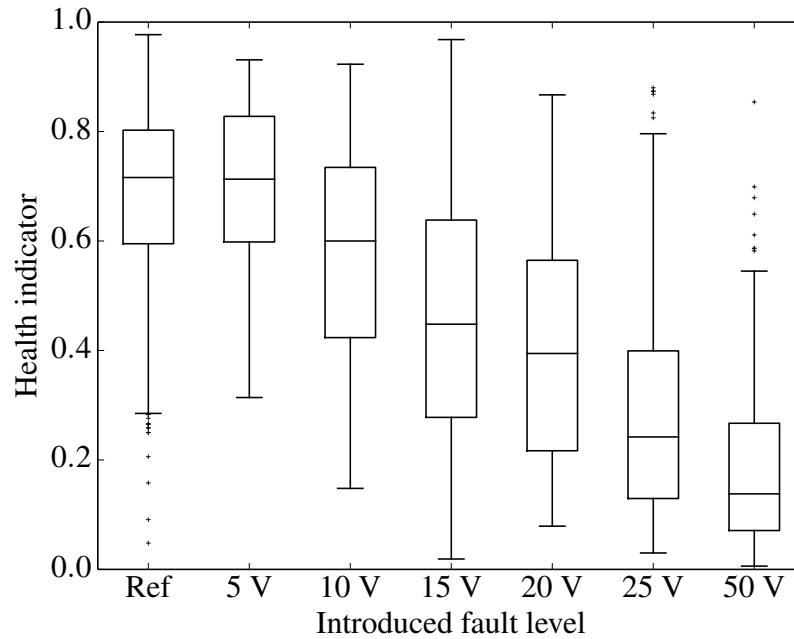


Figure 3.7 Boxplot of the channel *health* indicator for increasing APD bias fault levels. The boxes show the interquartile range (IQR) and outliers were identified at 1.5 IQR from the median. The « Ref » label corresponds to the distribution of the indicator before the introduction of faults.

In both figures, the « Ref » labels correspond to the distribution of the indicator before the introduction of faults and provide a reference to show how the distributions changed after the faults were introduced. The 50 V APD bias faults used to evaluate channel fault efficiency in Section 3.7 are also shown in Fig. 3.7.

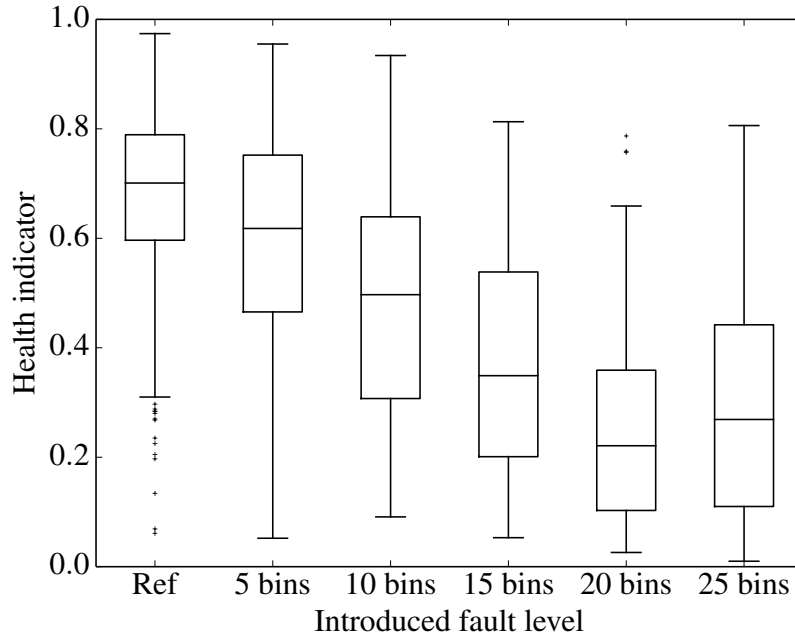


Figure 3.8 Boxplot of the channel *health* indicator for increasing noise threshold fault levels.

The Spearman rank correlation coefficients of the *health* indicator in relation to fault level is  $\rho = -0,52$ ,  $p = 1,5 \times 10^{-43}$  for APD bias faults and  $\rho = -0,42$ ,  $p = 1,6 \times 10^{-26}$  for noise threshold faults. The  $p$  value expresses the probability of having a correlation coefficient of at least this value with no correlation between the fault level and the *health* indicator. The correlation coefficients and Fig. 3.7-3.8 show correlation between fault level and the *health* indicator.

### Channel Fault Detection Efficiency Per Level

The data in Fig. 3.9-3.10 shows channel fault detection efficiency for every channel fault level for APD bias and noise threshold modifications. The results of three independent experiments were used to evaluate the fault detection efficiency on 120 faults per level and the errors were calculated as described in Section 3.6. As expected, fault detection efficiency increases rapidly with fault level.

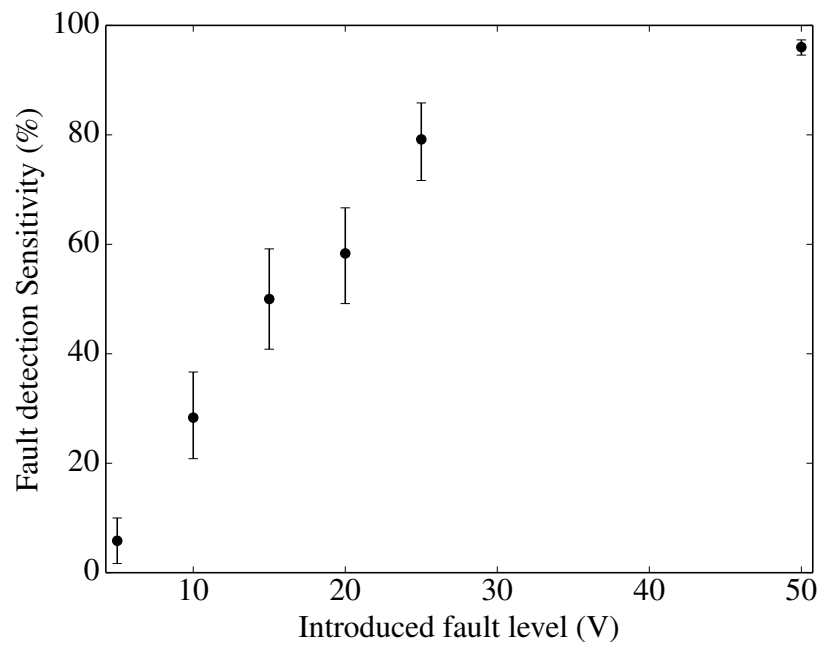


Figure 3.9 Channel fault detection efficiency for increasing APD bias fault levels.

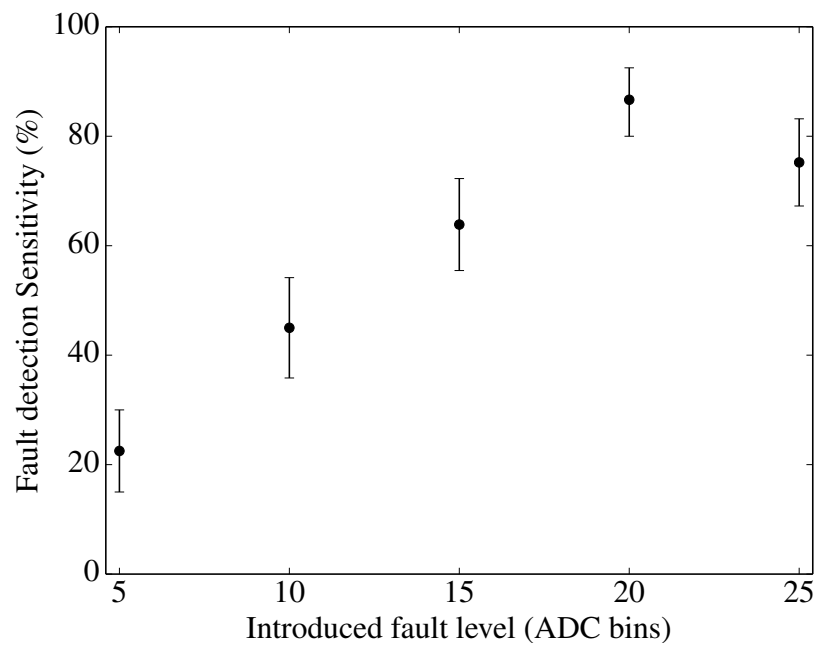


Figure 3.10 Channel fault detection efficiency for increasing noise threshold fault levels.

### 3.8 Discussion

An IS run using 400 M coincidences is completed in about 75 % the time required to process the whole normalization file, indicating a modest processing time improvement by using only half of the data. The processing time is not proportional to the file size because most of the processing time is spent in curve fitting. Additionally, after some optimization, the time required to process the entire file on commodity hardware (Table 3.1) was about 4 minutes which makes the processing time improvement not really worth ignoring any available data (it took 3 min using 400 M coincidences). However, 400 M coincidences translates into a 2 fold normalization file size reduction hence reducing the time for file transfers and disk usage significantly. Depending on the situation, the shorter data acquisition could still be beneficial.

Tableau 3.1 Test hardware specifications

Component		Test Machine	
Processor	Intel® Core™	Intel® Core™	i7-2600
RAM			6 GB
HDD		Seagate ST500DM002	500 GB

The channel fault detection efficiency shows that faults can be detected automatically. However, the miss-detection rate reveals some instability in the detection algorithm which will be investigated to prevent false positives. A potential source of instability could come from adjacent channels in the same detector block where the failures were introduced. To quantify this instability the rate of miss-detection was measured with only the detector blocks without introduced failures yielding a rate of 9 % (CI : [9, 10]). So some instability in the fault detection module remains but it is acceptable for supervised use.

The correlation coefficient between fault level and channel health confirms a strong correlation which indicates the *health* indicator accurately models the real channel health. Finally, as anticipated, the channel fault detection efficiency increases with fault level showing the IS has less difficulty detecting serious faults but can still detect minor ones as well.

Performance improvements could be achieved by improving on the fuzzy logic rules and membership functions but there is an important trade-off between fault detection efficiency and the miss-detection rate to keep in mind when doing so. One such improvement, which is out of scope of this paper, would be to use data from other scanners to generate the fuzzy logic membership functions so that the scanner's channels are not only compared to

the current scanner's channel distribution but to the channel distribution of all scanners. Incorporating further specific logic rules could also help detect faults more efficiently.

## 3.9 Conclusion

To ensure optimal performance of APD-based PET scanners, an IS was designed and implemented in order to assist the professional staff in charge of the maintenance of the scanner. The proposed solution is tolerant to noise and provides detailed explanations of its decisions. The parameter extraction and channel fault detection parts of the IS were investigated and evaluated resulting in a fault detection efficiency of 96 % (CI : [95, 97]) and a miss-detection rate of 10 % (CI : [9, 11]). These results provide a reference for future channel fault detection and diagnosis (FDD) systems and confirm that the proposed IS can detect channel faults efficiently and will be able to reduce the calibration workload by accelerating channel fault detection and diagnosis.

## Acknowledgment

The author thanks the members of the Groupe de Recherche en Appareillage Médical de Sherbrooke and the Sherbrooke Molecular Imaging Center for their cooperation in this project.

## 3.10 Compléments au premier article

Bien que l'article présente bien les travaux qui ont mené aux résultats présentés, certains éléments pertinents pour cette thèse ne l'étaient pas dans le cadre de l'article. Ainsi cette section présente les détails des rencontres avec les professionnels d'entretien du scanner LabPET<sup>TM</sup> et de la création d'une interface graphique pour visualiser les résultats de SIDOP.

### 3.10.1 Rencontres avec les professionnels

Les scanners LabPET<sup>TM</sup> du Centre d'Imagerie Moléculaire de Sherbrooke (CIMS) sont maintenus très près du niveau optimal de performance à l'aide de mesures de QC effectuées manuellement par des professionnels responsables de ces appareils. Il va de soi qu'il fallait étudier leurs méthodes pour s'assurer que les méthodes employées par le QC automatique couvraient, au minimum, la même étendue. Donc, plusieurs rencontres avec les professionnels ont eu lieu où les professionnels ont présenté leurs méthodes de QC et par la suite ont procédé à démontrer ces méthodes sur les scanners. Ces rencontres ont été primordiales afin de cerner les sources d'informations potentielles et plusieurs paramètres utiles à la détection de fautes. Tel que mentionné dans l'article, les règles de logique floue utilisées par le module de détection de fautes proviennent principalement de ces rencontres.

Même lorsque la conception de SIDOP fut assez avancée, les rencontres ont continué, mais l'objectif a changé pour permettre de valider la détection de fautes. Plusieurs rencontres ont eu lieu pour obtenir l'avis des professionnels et valider les fautes détectées, et celles qui n'étaient pas détectées, avant même de procéder aux méthodes décrites dans l'article. La première méthode de validation utilisée était de demander aux professionnels de valider, pour plusieurs canaux, que les canaux que SIDOP désignait en fautes l'étaient réellement et que l'explication fournie était bonne. Ensuite, inversement à la première méthode, les professionnels trouvaient des canaux en fautes pour valider si SIDOP les avait aussi trouvés. Suite à chacune de ces rencontres, des modifications furent apportées aux règles du système et des paramètres furent ajoutés pour finalement arriver à la version de SIDOP publiée dans l'article.

Les professionnels d'entretien des scanners LabPET<sup>TM</sup> sont donc ciblés comme des utilisateurs à long terme de SIDOP et conséquemment ont été consultés tout le long du projet. Des efforts ont été déployés pour faire en sorte que SIDOP devienne un outil de choix dans leurs tâches de QC expliquant le développement d'une interface graphique conviviale.

### 3.10.2 Interface graphique

L'interface graphique de SIDOP a pour principal objectif de permettre de démarrer le processus de détection et éventuellement du diagnostic de fautes et de visualiser les résultats. Son second objectif consiste à donner aux professionnels d'entretien les outils et données requis pour confirmer les résultats de manière conviviale. Les prochaines sections décrivent les éléments permettant de réaliser ces objectifs. L'interface graphique est développée en Python [78], un langage de programmation de haut niveau permettant un cycle de développement accéléré comparativement au C ou C++. De plus, plusieurs bibliothèques externes, en Python, ont été utilisées pour étendre les fonctionnalités de l'interface [2, 51, 98].

#### Démarrage du processus de contrôle de qualité

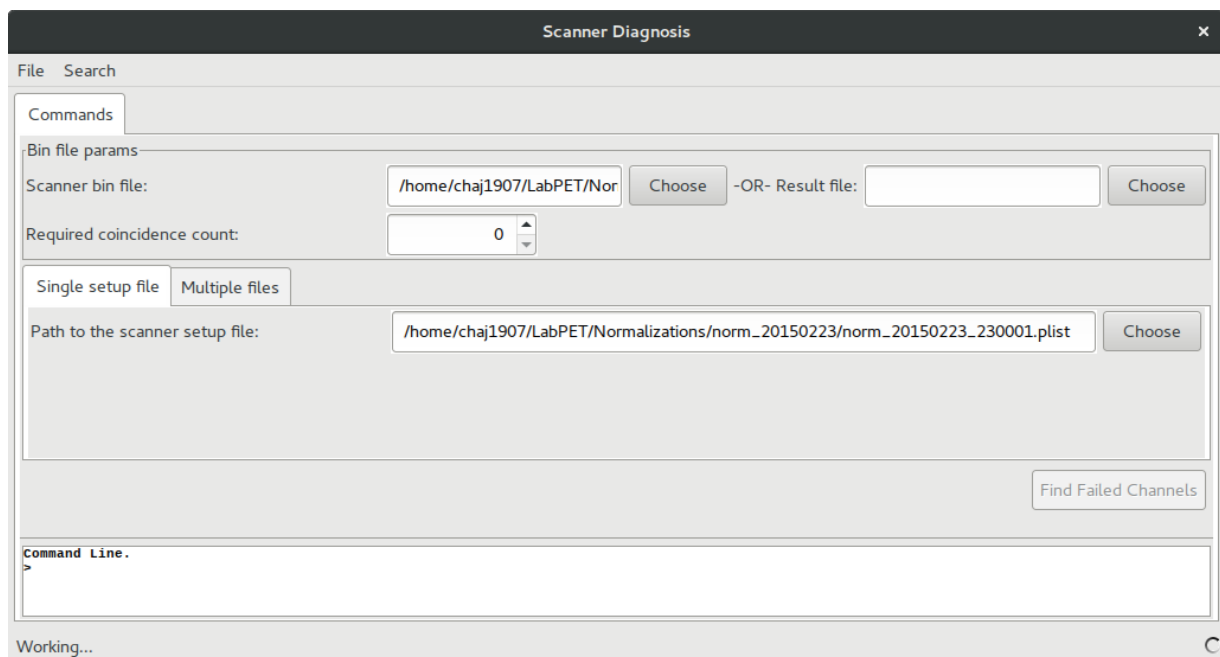


Figure 3.11 Interface utilisateur de démarrage du processus de contrôle de qualité.

Comme mentionné dans l'article, SIDOP prend en entrée les données d'une acquisition de normalisation ainsi que les données de calibration du scanner. La figure 3.11 est une capture d'écran de l'interface pour permettre de démarrer le processus de QC. Le professionnel doit spécifier les chemins des fichiers de normalisation (*bin file*) et de calibration (*setup file*) pour pouvoir démarrer l'analyse de canaux qui prendra quelques minutes. Il est aussi possible pour l'utilisateur de charger de façon presque instantanée une analyse préalablement sauvegardée (*result file*) pour des fins de comparaison ou de traçabilité. La possibilité de sauvegarder et de charger les résultats d'une analyse aide grandement les

professionnels à garder une trace des performances du scanner par rapport aux méthodes actuelles de QC.

### Analyse des résultats

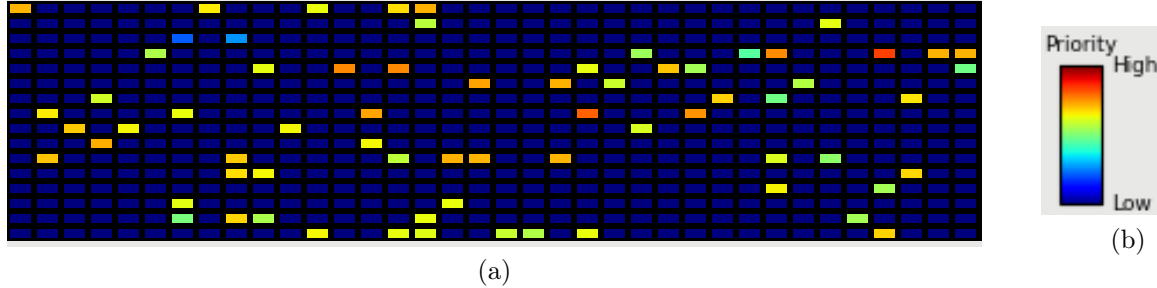


Figure 3.12 Section de la carte de l'état de santé de tous les canaux du scanner. La carte complète contient 192 canaux en largeur correspondant au nombre de canaux dans un anneau de détection.

Lorsque les résultats sont chargés, un nouvel onglet permettant de visualiser ceux-ci apparaît dans l'interface. Quelques statistiques globales y sont présentées telles que la moyenne de l'indicateur de santé de canaux, mais l'élément central est une carte de santé des canaux. La figure 3.12a montre une section de cette carte. Dans cette carte, chaque rectangle représente un canal d'acquisition dont la couleur reflète son état de santé. L'échelle de couleur est à la figure 3.12b et mappe les couleurs vers un indicateur de priorité qui, au moment de l'écriture de l'article, correspondait simplement à l'inverse de l'état de santé. Donc, un bon état de santé correspond au bleu et un mauvais état de santé correspond au rouge. La figure 3.12a montre 16 rangées de canaux représentant les 16 anneaux de détection du scanner LabPET<sup>TM</sup> de longueur axiale de 8 cm du CIMS. Dans l'interface graphique, chaque rangée comporte 192 canaux ce qui donne une vue complète du scanner déroulé.

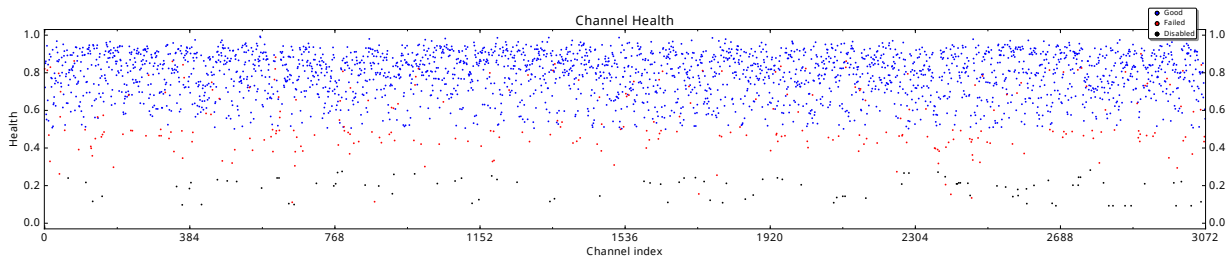


Figure 3.13 Indicateur de santé de tous les canaux du scanner. Les anneaux y sont déroulés du premier au dernier.

Similairement, il est aussi possible d'afficher la distribution de tous les paramètres extraits, tel que démontré à la figure 3.13 pour l'indicateur de santé. Ces graphiques donnent une vision globale des paramètres choisis et permettent d'approfondir sur l'information fournie dans la carte des canaux.



▼ Channel Identifiers	
Channel:	655
Digital Board ID:	4
Channel ID:	63
▼ Channel Configuration	
	<input type="checkbox"/> Disabled
Polarization:	345
Noise Threshold Bin:	14
▼ Channel Parameters	
Coincidence Count:	477448
Random Count:	57095
Raw singles Count:	11329133
Crystal singles Count:	10382720
Timing ratio (Random/Singles <sup>2</sup> ):	3.584
Identification Ratio LGSO:	0.6197
Identification Ratio LYSO:	0.3803

Figure 3.14 Affichage des paramètres d'un canal en faute ayant l'index 655.

Ensuite, il est possible de choisir n'importe quel canal de la carte des canaux (figure 3.12a) pour afficher toute l'information utile sur ce canal pour que les professionnels puissent confirmer les résultats. Par exemple, la figure 3.14 montre une partie de cet affichage pour le canal 655 qui est en faute. Il est ainsi possible de voir que ce canal est le 63<sup>e</sup> canal de la carte numérique 4 et de consulter sa configuration ainsi que ses paramètres tels que définis auparavant à la figure 3.2. Tous ces paramètres peuvent aussi être visualisés individuellement pour tous les canaux tel que démontré à la figure 3.13.

Suite aux rencontres avec les professionnels d'entretien, il est devenu évident que certaines données devaient absolument être disponibles pour permettre aux professionnels de valider les résultats. Ces données sont les histogrammes des pôles et les histogrammes d'énergie provenant d'une mesure de calibration. La calibration consiste à insérer une tige radioactive dans le scanner et d'appliquer un traitement aux signaux captés pour une période donnée. Le maximum de chacun des signaux est extrait pour construire les histogrammes d'énergie. Pour les histogrammes des pôles, un filtre adaptatif permet de modéliser la réponse du cristal à l'aide des signaux et le pôle du modèle est utilisé pour construire les histogrammes.

L'histogramme des pôles permet de visualiser les performances de l'identification de cristal en présentant l'écart des caractéristiques extraites des signaux provenant des deux types de cristaux couplés au canal d'acquisition. Par exemple, la figure 3.15a montre l'histogramme des pôles du canal 655 où il n'est pas possible de distinguer deux pics comparativement à l'histogramme de la figure 3.15b qui est celui d'un canal en santé (canal 2).

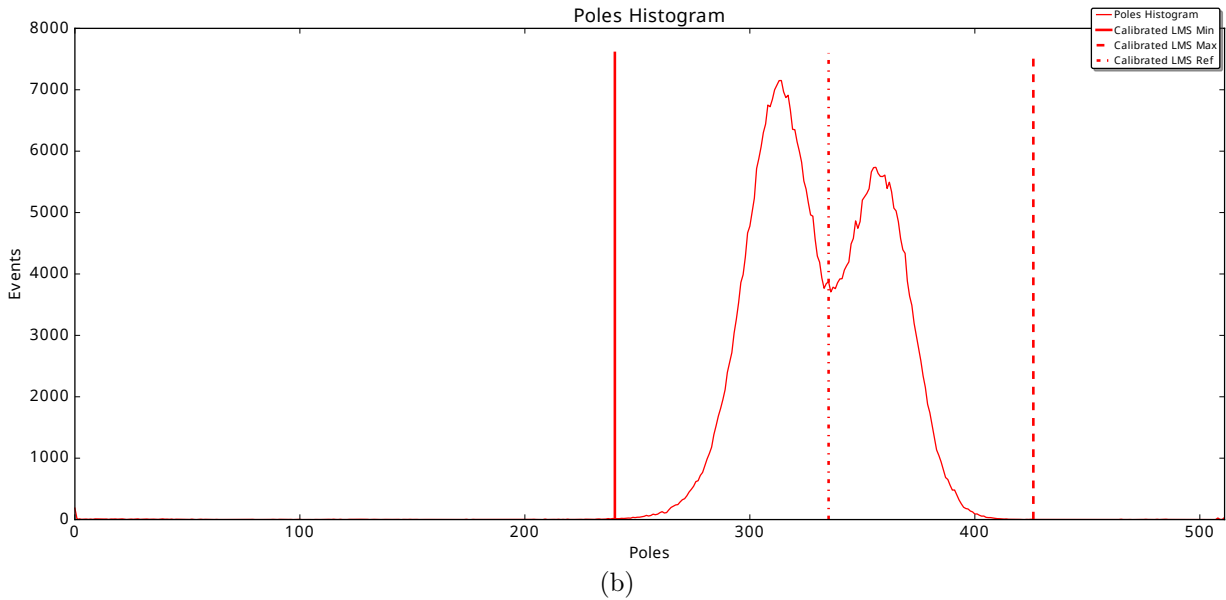
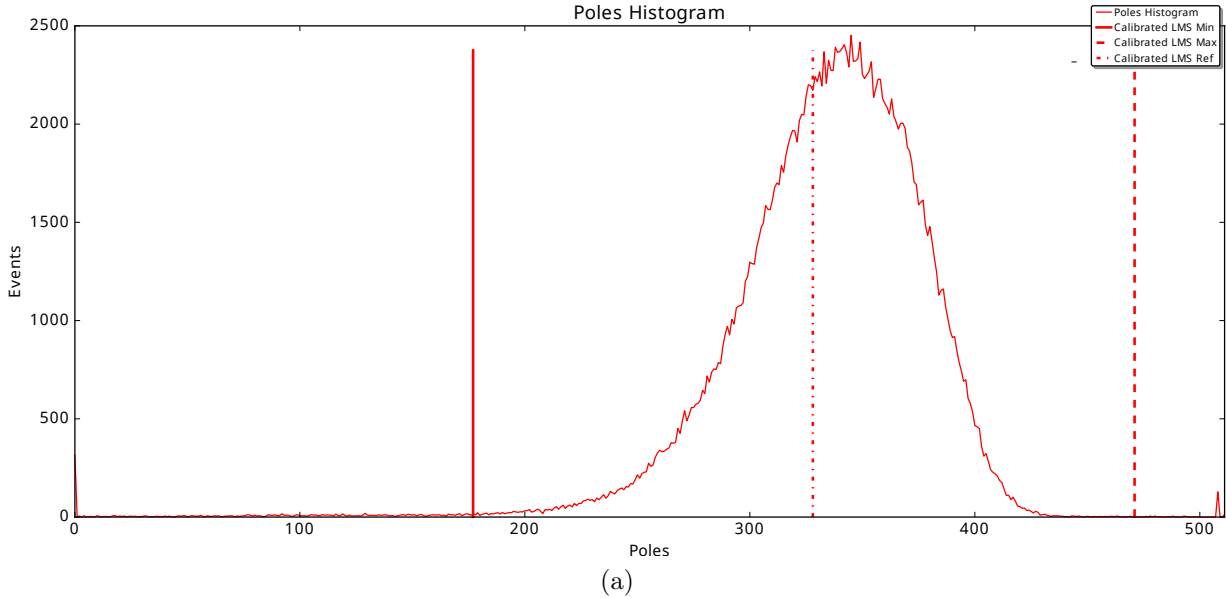


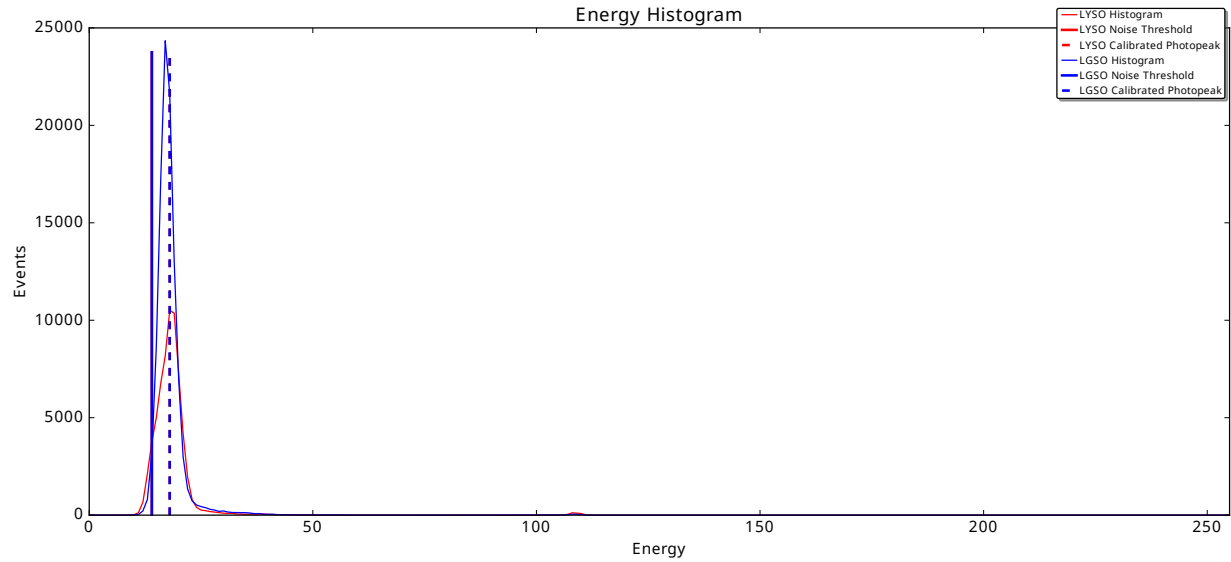
Figure 3.15 Histogrammes des pôles tirés de l'interface graphique : (a) d'un canal en faute et (b) d'un canal en santé.

La ligne au centre du pic nommée *Calibrated LMS Ref* est la limite de classification qui détermine le type de cristal. L'efficacité de classification pour un *monopic* ne sera jamais à

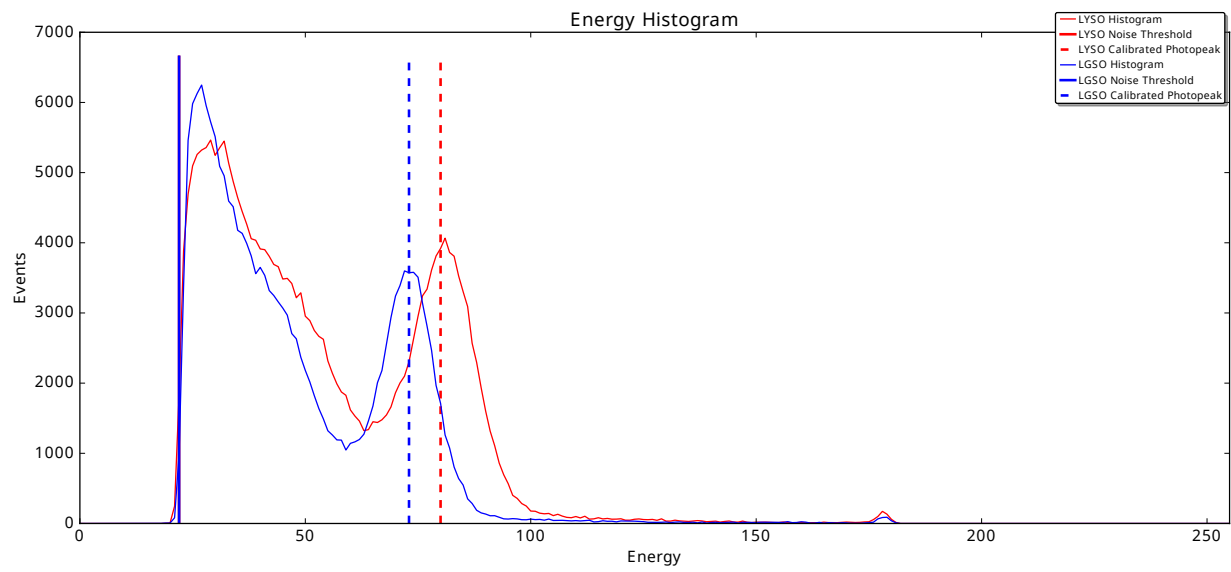
la hauteur du cas où les pics sont bien définis, donc cette discrimination est une validation visuelle de l'identification de cristal simple à faire pour les professionnels. De plus, les histogrammes de la figure 3.15 n'ont pas la même échelle, indiquant que le canal en faute est moins sensible puisqu'il contient moins d'évènements.

Autrement, la figure 3.16 montre l'histogramme d'énergie d'un canal en faute et d'un canal en santé. L'histogramme d'énergie permet de rapidement valider si le gain actuel du canal est en mesure de maximiser l'utilisation de la plage dynamique du CAN tout en évitant la saturation. Additionnellement, il permet de valider la détection du photopic pour les deux types de cristaux et le positionnement du seuil de bruit. La figure 3.16a montre un histogramme d'énergie du canal 655 qui est clairement mal défini impliquant que la localisation des photopics sera erronée. En contraste, l'histogramme d'énergie de la figure 3.16b permet de bien distinguer les photopics et de valider que la localisation de ceux-ci est valide. Cet histogramme est manifestement similaire à celui présenté à la figure 2.4. L'interface permet donc de confirmer le diagnostic de SIDOP qui indique que le canal 655 est en faute.

Donc, l'interface graphique remplit les objectifs fixés au départ, soit de permettre de démarrer le processus de détection de fautes, de visualiser les résultats et de les confirmer. L'extraction de paramètres et la détection de fautes sont validées et la prochaine étape est de concevoir le module de diagnostic de fautes et de le valider.



(a)



(b)

Figure 3.16 Histogrammes d'énergie tirés de l'interface graphique : (a) d'un canal en faute et (b) d'un canal en santé.

# CHAPITRE 4

## DIAGNOSTIC DE FAUTES ET VALIDATION

### 4.1 Avant-propos

#### Auteurs et affiliation

<u>J. Charest</u>	Étudiant au doctorat <sup>1</sup>
J.-F. Beaudoin	Professionnel de recherche <sup>2</sup>
J. Cadorette	Professionnel de recherche <sup>2</sup>
R. Lecomte	Professeur titulaire <sup>2</sup>
C.-A. Brunet	Professeur agrégé <sup>1</sup>
R. Fontaine	Professeur titulaire <sup>1</sup>

---

<sup>1</sup> Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et de génie informatique.

<sup>2</sup> Université de Sherbrooke, Faculté de médecine et des sciences de la santé, Département de médecine nucléaire et radiobiologie.

#### Publication

**Date d'acceptation :** 21 avril 2015

**État de l'acceptation :** version finale publiée

**Revue :** IEEE Transactions on Nuclear Science

**Référence :**

Charest, J., Beaudoin, J.-F., Cadorette, J., Lecomte, R., Brunet, C.-A. et Fontaine, R. (2015). Automatic channel fault detection and diagnosis system for a small animal APD-based digital PET scanner. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 62, numéro 3, p. 1070–1076 © 2015 IEEE Reprinted, with permission.

**Titre français :** Système automatique de détection et diagnostic de fautes appliqué à un scanner TEP numérique pour petits animaux à base de photodiodes à avalanche

## Contribution à la thèse

Le premier article présente, au chapitre 3, un système capable de détecter les canaux en fautes et de les présenter aux professionnels en employant de l'extraction de paramètres ciblés et de la logique floue. Pour améliorer l'utilité de SIDOP, le présent article se penche, en premier lieu, sur des améliorations au système de détection de fautes découlant de validations avec les professionnels du CIMS et de l'intégration de données probabilistes. Un module de priorisation des canaux en fautes, se basant sur les paramètres extraits précédemment, est proposé ayant pour but d'aiguiller les professionnels sur les canaux causant la plus grande dégradation de performance en premier temps pour maximiser leurs efforts. Ensuite, l'article décrit le module de diagnostic de fautes qui complète le premier axe de la définition de projet (section 1.2), soit d'évaluer la qualité statique du scanner. L'article complète également le second axe, qui consiste à intégrer un historique de fautes pour ajouter une dimension temporelle à SIDOP. Le système tire profit de cet historique de fautes, toujours en expansion, en utilisant des méthodes d'apprentissage machine, de concert avec un système expert à base de règles, pour dériver son diagnostic. Finalement, les résultats présentés dans l'article ne se limitent pas seulement aux nouveaux modules présentés, mais au système complet englobant la détection et le diagnostic de fautes complétant l'objectif de validation de la solution proposée.

L'article propose le tout premier système capable de porter un diagnostic de tous les aspects de performance d'un appareil TEP. De plus, le système proposé est aussi le premier permettant d'automatiser la détection et le diagnostic de fautes. Ces particularités innovatrices vont permettre d'outiller les professionnels afin d'accomplir un entretien optimal de la nouvelle génération d'appareils TEP plus performants.

Une version préliminaire des résultats présentés dans cet article fut présentée par affiche au 2014 *IEEE Real Time Conference* et fut publiée dans un acte de conférence [23].

## Résumé français

La détection et le diagnostic de fautes (FDD) sont critique à plusieurs applications afin de maintenir la performance au fil du temps. Les systèmes de tomographie d'émission par positrons (TEP) requérant des calibrations régulières par un opérateur qualifié sont de bons candidats pour ce type d'amélioration continue. De plus, pour les scanners employant un couplage un pour un de cristaux à une chaîne d'acquisition afin d'obtenir une résolution spatiale et un contraste améliorés, la tâche de calibration est rébarbative due au nombre élevé de canaux individuels en jeu. Pour pallier à la complexité additionnelle

de la calibration et du contrôle de qualité de ces scanners, un système intelligent (SI) a été conçu afin de détecter les canaux non fonctionnels et de les diagnostiquer. Le SI peut se diviser en quatre blocs hiérarchiques : extraction de paramètres, diagnostic, détection de canaux en faute et priorisation de fautes. De ces modules, l'extraction de paramètres et la détection de fautes ont déjà été décrites et cet article se penche sur le diagnostic, une version améliorée de la détection de fautes et de la priorisation de fautes. Le module de diagnostic porte un diagnostic sur tous les canaux et propose une explication des raisons ayant mené au diagnostic. Le but du module de priorisation de fautes est d'aider l'opérateur à cibler les fautes requérant une attention immédiate. Le système FDD a été implémenté sur un scanner TEP numérique à photodiodes à avalanche LabPET<sup>TM</sup>. Des expériences ont démontré une sensibilité FDD de 99,9% (avec un intervalle de confiance (CI) à 95% de [99,6, 100,0]) pour des fautes majeures. Globalement, l'exactitude équilibrée du diagnostic pour des sévérités de fautes variables est de 91 %. Ces résultats suggèrent que le SI pourrait bénéficier aux opérateurs pour leur tâche de maintenance.

## 4.2 Abstract

Fault detection and diagnosis is critical to many applications in order to ensure proper operation and performance over time. Positron emission tomography (PET) systems that require regular calibrations by qualified scanner operators are good candidates for such continuous improvements. Furthermore, for scanners employing one-to-one coupling of crystals to photodetectors to achieve enhanced spatial resolution and contrast, the calibration task is even more daunting because of the large number of independent channels involved. To cope with the additional complexity of the calibration and quality control procedures of these scanners, an intelligent system (IS) was designed to perform fault detection and diagnosis (FDD) of malfunctioning channels. The IS can be broken down into four hierarchical modules : parameter extraction, diagnosis, channel fault detection and fault prioritization. Of these modules, parameter extraction and fault detection have previously been reported and this paper focuses on diagnosis, improved fault detection and fault prioritization. The status diagnosis module will diagnose all channels and propose an explanation of the reasons that lead to the diagnosis. The purpose of the fault prioritization module is to help the operator to zero in on the faults that need immediate attention. The FDD system was implemented on a LabPET<sup>TM</sup> avalanche photodiode (APD)-based digital PET scanner. Experiments demonstrated a FDD Sensitivity of 99,9 % (with a 95% confidence interval (CI) of [99,6, 100,0]) for major faults. Globally, the balanced accuracy of the diagnosis for varying fault severities is 91 %. This suggests the IS can greatly benefit the operators in their maintenance task.

## Keywords

Artificial intelligence (AI), positron emission tomography (PET), biomedical imaging, fault diagnosis, fuzzy logic, expert systems, machine learning.

## 4.3 Introduction

Recent studies have shown the importance of quality control testing (QC) to ensure proper performance of positron emission tomography (PET) scanners [65]. Intelligent fault detection and diagnosis (FDD) systems have demonstrated qualities that meet the requirements for large nuclear experiments [9] and can significantly reduce the workload of QC personnel [57]. Therefore, to minimize the burden of frequent calibration and QC procedures on complex medical imaging devices such as PET scanners, an intelligent system



(IS) for channel FDD was proposed [24]. Fault diagnosis and prioritization were missing from the previous work but it is crucial for complete QC testing. Additionally, the proposed IS could not learn from new faults preventing it from adapting to its environment and coping with new types of faults.

The initial IS was developed to reduce the average 2 hours per week devoted to QC by the scanner operators, as well as to reduce the duration of maintenance intensive states, such as initial scanner start-up and cold starts after power outage or hardware replacement. The time burden is likely to increase and become prohibitive for next generation LabPET™ scanners [12, 15, 74] that will feature 8 times more channels to monitor. It is also worth mentioning that it can take several days of fine-tuning to achieve optimal performance on initial scanner start-up.

This paper describes the implementation of a fault prioritization and diagnosis system supporting the aforesigned IS for the LabPET™ scanner [40] with the goals of increasing fault detection efficiency and allowing for the evaluation of the complete IS performance.

## 4.4 Intelligent System

The proposed IS system consists of 4 adaptable modules (*Parameter extraction*, *Status diagnosis*, *Fault detection* and *Fault prioritization*) coupled to a *Knowledge base* and a *Fault history* database (Fig. 4.1). The control panel of LabPET™ scanners provides data to the *Parameter extraction* module, which transforms it to an appropriate format for the channel *Status diagnosis* module. Then, the *Status diagnosis* module produces a diagnosis coupled to a probability for every channel. From this information, the channel *Fault detection* module generates a list of faulty channels based on the diagnosis probability. Finally, the list of faulty channels is sorted by the *Fault prioritization* module that assigns a priority to each channel. The IS uses a *Knowledge base* and a *Fault history* database as prior information of the LabPET™ scanner.

So, the architecture evolved from the previously proposed structure [24] by performing diagnosis on all channels prior to fault detection. This modification allowed for improved fault detection that will be discussed in Section 4.4.

### LabPET™ Scanner

The IS was developed for the LabPET 8 scanner [13] so some of its characteristics need to be detailed to fully understand the design of the IS. The LabPET 8 scanner is an avalanche

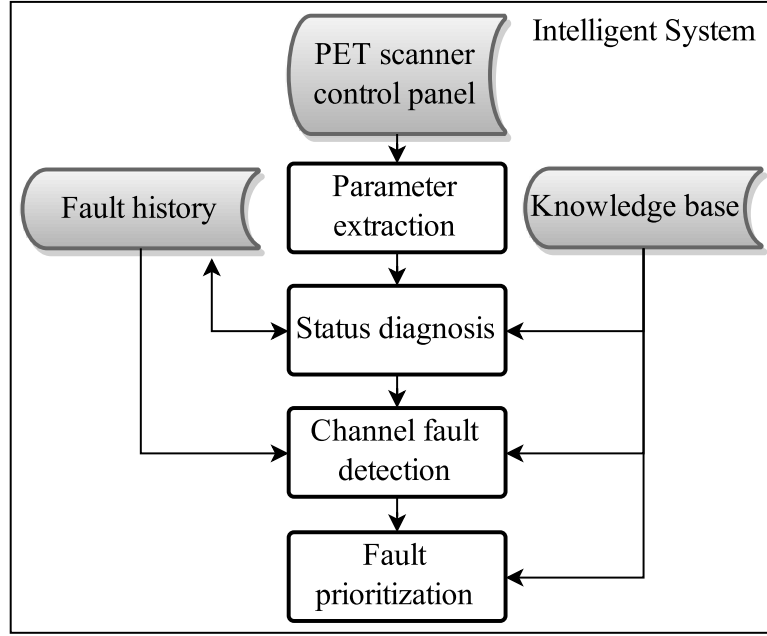


Figure 4.1 The global structure of the intelligent FDD system features a modular architecture.

photodiode (APD)-based small animal PET imaging system having 3072 detector channels forming a 16 cm diameter cylinder with an 8 cm axial length. Each of the 16 rings of the scanner is composed of 192 channels. To enhance spatial resolution, each APD is coupled to 2 scintillation crystals that must be identified by signal pulse shape discrimination [100], thus adding some complexity to the fault detection and diagnosis process.

## Status Diagnosis

The *Status diagnosis* module produces a status for all channels so that appropriate actions may be undertaken to correct the faults when they are detected (Fig. 4.2). To help the operator interpret the channel status and eventually correct the fault, it includes the probability of the selected diagnosis, an indication of the severity of the fault, and it also provides detailed explanations of the reasons leading to the channel status. The inputs to this module are the *PET scanner control panel data* and the *Extracted parameters* from the *Parameter extraction* module. These data are used to perform two types of diagnosis in parallel : a *History based diagnosis* and a *Rule based diagnosis*.

The *History based diagnosis* module makes use of machine learning techniques and has the capacity to adapt to new types of faults as well as to provide the probability of the diagnosed channel status. It uses an ever expanding *Fault history* database to learn how

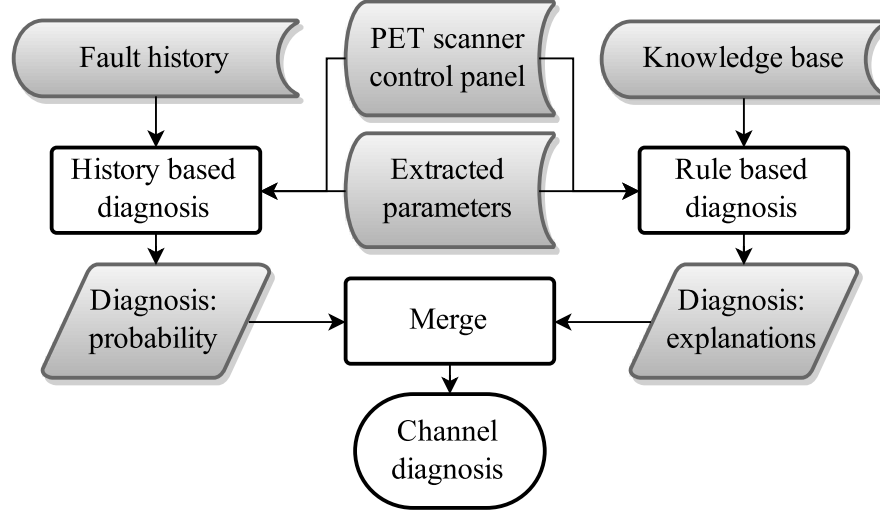


Figure 4.2 The *Status diagnosis* module uses a machine learning algorithm to identify the most probable channel status. A rule based diagnosis is used in parallel to provide explanations for the diagnosis.

to perform diagnosis and to adapt to the environment. On the other hand, the *Rule based diagnosis* module makes use of an expert system coupled to a *Knowledge base* to diagnose and provide detailed explanations of the channel status. The results from both the *History based diagnosis* and the *Rule based diagnosis* are then merged into a complete channel status that is presented to the scanner operator. The merge is a logical OR that ensures the channel diagnosis incorporates the unique parameters of both diagnosis methods. For example, a channel status could be : « Increase Polarization (96%) : Channel has a calibration problem (channel LYSO photopeak drift is high), channel is weak (strength is low, identification has failed, energy has failed), channel is not saturated and polarization increase is safe. ». In that string the « Increase Polarization (96%) » token is from the *History based diagnosis* and it indicates the correction that should be applied together with the probability that this is the right correction (in relation to other corrections). The rest of the string is the explanation from the *Rule based diagnosis*.

Machine learning is made by random decision forests [48], which is an ensemble method that uses a multitude of decision trees. Decision trees have historically been used for FDD [38] and random decision forests show improvements over using only one tree. Every node in a decision tree is a question on the input parameters and the branches represent the answers to those questions. The leaves at the bottom of the tree indicate the identified channel status for the channel being diagnosed. In decision forests, a multitude of trees are generated from training data and the channel status of each of the trees are taken into account. In the learning phase, the trees are constructed from subsets of the training data

and in the classification phase, the « votes » of each of these trees are used to determine the posterior probability of the different diagnosis options. In the history based *Status diagnosis* module, two levels of random decision forests are trained, the first level is used to determine the type of fault by classification and the other one provides the severity for every type of fault by regression. The training data as well as test data were acquired by introducing faults in the scanner configuration as will be further detailed in Section 4.5. In addition to the initial training data, the *Fault history* will be routinely expanded by the scanner operators by confirming or invalidating the system's diagnosis in their maintenance runs which explains the double sided arrow between the *Fault history* and *Status diagnosis* blocks in Fig. 4.1.

Rule based expert systems perform inference on the set of facts and rules that are stored in a *Knowledge base*. The rules are evaluated by the expert system inference engine and are typically of the form : « If A and B then C » where A, B are facts and C will be the inferred fact. This method allows an expert to code his knowledge in a series of rules that can then be used to diagnose channels as well as to describe the channel status in a language familiar to scanner operators. But expert systems, as opposed to fuzzy logic that will be discussed in Section 4.4, are deterministic so they do not take into account that there could be uncertainty in the facts. Relevant uses of rule based expert system for FDD are the TDAQ FDD system [57] of the ATLAS experiment [9] and the HAL9000 system [30] of the ALICE experiment [5]. For the current IS, the expert system rules of the *Knowledge base* were derived from the experience of LabPET<sup>TM</sup> QC operators by performing multiple meetings as well as by doing an in depth analysis of the scanner modules and their performance. The C Language Integrated Production System (CLIPS) [81] was used to integrate the expert system in the diagnosis module.

## Improved Fault Detection

In a previous paper [24], the fault detection was performed by applying a threshold on an extracted indicator representing the channels' health (the same used in *Fault prioritization*). As mentioned in the status diagnosis section, the machine learning algorithm provides the probability of all channel statuses and uses, among many input parameters, the *health* indicator. It was found that using a threshold on the channel status probability gave a better fault detection accuracy than using only the *health* indicator. This new procedure was thus adopted as the new method for fault detection. Hence, all channels are now diagnosed prior to applying the threshold, and then, the thresholding function of

the *Fault detection* module is applied. Currently, the fault detection threshold is crossed when the probability for a channel status reaches 70 %.

## Fault Prioritization

The purpose of the *Fault prioritization* module is to help the operators to zero in on the faults needing immediate attention (Fig. 4.3). To do this, the module ranks the detected failed channels by a *priority* indicator determined from available data on individual channels. Since groups of nearby failed channels have a higher tendency of causing artifacts in reconstructed images, the *priority* indicator consists of a channel *health* indicator « weighted » by a clustering factor adjusted to the failed channel cluster size. The « weighting » on the *health* indicator and the clustering factor are done using fuzzy logic to eventually facilitate designing a more elaborate algorithm in the future. So, the *Fault prioritization*

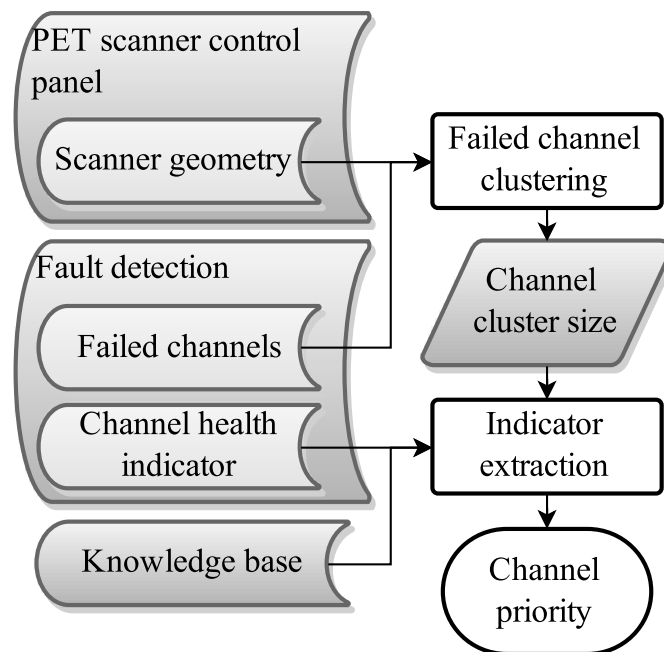


Figure 4.3 The *Fault prioritization* module uses fuzzy logic to extract the *priority* indicator from the *health* indicator and the proximity to other failed channels.

module receives the list of channels to sort from the *Fault detection* module. The *priority* indicator is then extracted for all channels using fuzzy logic rules from the *Knowledge base* and linguistic variables built from the extracted parameters. Fuzzy logic linguistic variables are the equivalent of expert system facts but they can handle uncertainty by being able to be in multiple sets (called linguistic terms) at the same time with different

degrees of membership. Clustering is performed by using the density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) [36] algorithm, which is adequate in this situation because of the number of fault clusters and shapes. The cluster size is mapped to a fuzzy logic variable with five linguistic terms (ZERO, SMALL, MEDIUM, LARGE, HUGE) where a huge cluster consists of around 45 failed channels for the LabPET<sup>TM</sup> system. This value was determined by an experiment where multiple failed channel cluster sizes were simulated, and image quality parameters were extracted using a NEMA image quality phantom (Fig. 4.4) [72]. Recovery coefficients are extracted from the hot rods in the top portion of the phantom and uniformity is extracted from the uniform flood source in the center portion. A 45 channels cluster was found to reduce significantly the recovery coefficient of 1 mm diameter sources, as well as almost doubling the uniformity percentage standard deviation in the reconstructed image of a uniform flood source. It thus makes it a good reference for a huge cluster term (one that needs immediate attention). These effects are hard to detect by visual inspection of the images, but Fig. 4.5 shows the effects on the phantom of 256 failed channel out of 3072 in a LabPET<sup>TM</sup> scanner. The reconstructed images in Fig. 4.5 are taken from the hot rods region of the phantom that corresponds to the top portion of Fig. 4.4.

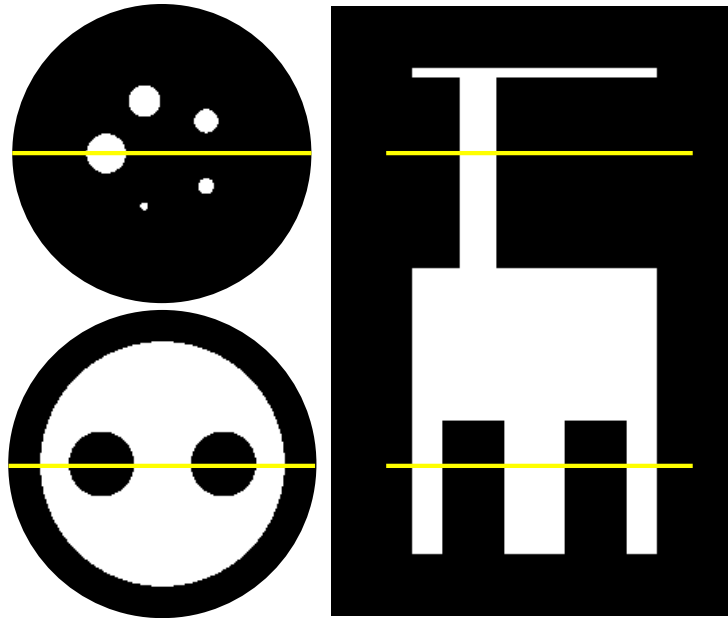


Figure 4.4 NEMA NU-4-2008 image quality phantom. The white parts can be filled with a radioactive solution. The hot rods in the top part of the phantom have diameters of 5, 4, 3, 2 and 1 mm.

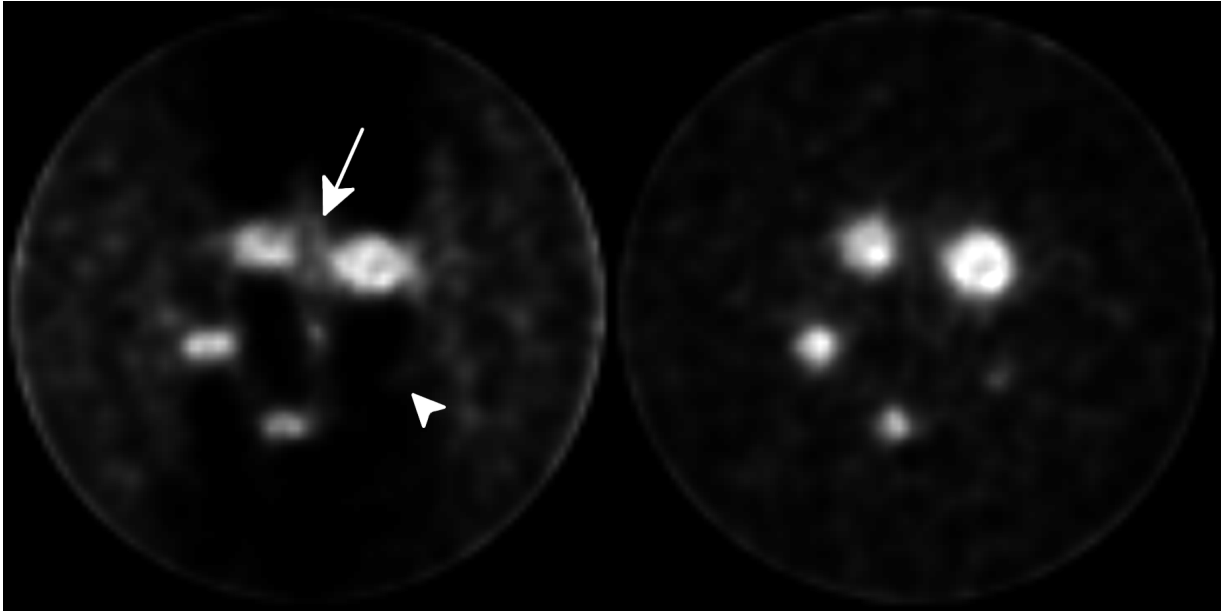


Figure 4.5 Reconstruction of a NEMA image quality phantom with 256 channel failed out of 3072 (left) compared to a reconstruction without these failures (right). Artefacts (arrow), loss of contrast (arrow head) and object shape distortion can be observed on the former.

The way the fuzzy logic rules perform the weighting is as follows :

1. Map each health linguistic terms to the corresponding priority terms. For example : CRITICAL health is mapped to CRITICAL priority, FAILED health is mapped to HIGH priority, VERY\_BAD health is mapped to REGULAR priority. . .
2. Map cluster sizes to priority : LARGE and HUGE cluster sizes are mapped to CRITICAL priority, SMALL and MEDIUM cluster sizes are mapped to HIGH priority.

The last step is to perform defuzzification on the priority linguistic variable which results in a priority value that ranges from 0 to 1 where 1 is the highest priority (CRITICAL priority). Finally, the *fuzzylite* [79] fuzzy logic library was used to quickly implement this module in C++.

## 4.5 Materials and Methods

Experimental measurements were conducted on a 8 cm axial length LabPET<sup>TM</sup> scanner at the Sherbrooke Molecular Imaging Center [13]. The experiments were carried out in order to extract the following performance metrics of the system :

- Channel priority indicator responsiveness.

- Global diagnosis statistics.
- FDD Sensitivity per severity level.
- Severity regression performance.

All the experiments consisted in introducing fake faults in the acquisition channels of the scanner by modifying APD bias voltage and noise threshold in the scanner configuration file. After the faults were introduced, the required data was taken from the scanner control panel, the IS was used to detect and diagnose the introduced faults and performance metrics were evaluated. This procedure was repeated 6 times to get enough training and test data.

In each run, fault severities were introduced by generating 5 distinct levels of modifications on APD bias voltage and noise threshold for 100 randomly selected channels per fault type. APD bias fault levels ranged from 5 to 25 V by both positive and negative 5 V increments. Finally, noise threshold fault levels ranged from 5 to 25 ADC bins by both positive and negative increments of 5 ADC bins.

Additionally, major channel faults were introduced on 400 randomly selected channels in each run by lowering the APD bias voltage by 50 V. These data points were used to evaluate the performance of the system for major faults (faults that are very easy to spot for operators).

There are 4 fault types : APD bias voltage lower, APD bias voltage increase, noise threshold lower and noise threshold increase. This means that in each run, 800 channels faults were introduced for a total of 4800 faults for all runs. 800 channels faults per run means about 26 % of the channels are in fault. This is not that high if we consider that a LabPET<sup>TM</sup> scanner with 10 % roughly evenly spread failed channels is considered fit for image acquisition. Finally, The results were then split randomly into a training set and a data set so that both sets have about the same amount of data from all runs and all fault types.

The following sections provide details on the extraction of the performance metrics.

## Channel Priority Indicator Responsiveness

As the fault severity increases, the *priority* indicator should also increase so that the highest fault severities are assigned the highest priority. To test this correlation, the distribution of the *priority* indicator for each severity level was extracted using the results from



the introduced fault severity levels. The Spearman rank correlation between the *priority* indicator and fault level was also evaluated.

## Global Diagnosis Statistics

The IS global performance was evaluated using measurements of classification test statistics. The global FDD classification test Sensitivity was evaluated for the major faults. For the experiments, this is evaluated by dividing the number of correct channel statuses by the number of introduced faults :

$$\text{Sensitivity} = \frac{\text{true positives}}{\text{positive conditions}} \quad (4.1)$$

The global FDD Specificity was evaluated as the number of correctly identified working channels divided by the number of properly working channels :

$$\text{Specificity} = \frac{\text{true negatives}}{\text{negative conditions}} \quad (4.2)$$

The Balanced Accuracy is the mean of Sensitivity (Eq. 4.1) and Specificity (Eq. 4.2) and it was also evaluated because Sensitivity only accounts for the modified channels (positive conditions). Since, the plain Accuracy can conduct to inflating estimates due to the moderate class imbalance in the test data as there are significantly less faults than working channels, the Balanced Accuracy was used.

$$\text{Balanced Accuracy} = \frac{\text{Sensitivity} + \text{Specificity}}{2} \quad (4.3)$$

## FDD Sensitivity Per Severity Level

The FDD Sensitivity was evaluated for each fault severity level and for APD bias voltage modifications as well as noise threshold modifications. As before, this is evaluated by dividing the number of correct channel statuses for a severity level and fault type by the number of introduced faults of the specified severity level and fault type. This test helps determine what types of faults are harder to diagnose and provides an indication of the IS responsiveness.

## Severity Regression Performance

In addition to identifying faults, the system can also be used to diagnose the severity of faults. This is very useful for scanner operators since the fault severity can guide the magnitude of the correction that needs to be applied in order to correct a fault. The performance of the severity diagnosis regression can be evaluated with the coefficient of determination ( $R^2$ ). Additionally, the distribution of the predicted severity for each introduced fault type illustrates the spread of the severity diagnosis values. Some overlap is expected since small changes in configuration parameters might not be noticeable. For example, the APD bias has a large stability zone for the timing resolution as a function of bias [41].

## 4.6 Results

The plots in the following sections combine the results from the parameter increase and parameter decrease faults in one category. For example, APD bias increase and decrease results are combined in a single APD bias plot. Even though channels will behave differently when a parameter is increased instead of decreased, the performance degradation will be comparable since both changes have the same deviation from the optimal operation zone. Furthermore, the results in Table 4.1 show that there is no questionable difference of diagnosis performance for parameter increase and parameter decrease faults.

### Channel Priority Indicator Responsiveness

The distribution of the *priority* indicator for each fault severity is shown in boxplots (Figs. 4.6 and 4.7). Boxplots better represent non Gaussian statistical distributions; they provide a good overview of non parametric distributions. In these plots, boxes show the interquartile range (IQR) and outliers where identified when data points are farther than 1,5IQR from the first and third quartiles repectively. The IQR is evaluated from the quartiles ( $IQR = Q_3 - Q_1$ ) so it is a measure of the distribution spread like the full width at half maximum (FWHM). Actually, for a Gaussian distribution both parameters are derived from  $\sigma$  ( $IQR \approx 1.349\sigma$  and  $FWHM \approx 2.355\sigma$ ). The « Ref » data corresponds to the indicator distribution of all channels (working and failed) prior to the introduction of faults and is meant to show the overall state of the scanner. The figures show a significant increase in priority when the severity increases. The Spearman rank correlation coefficient between the *priority* indicator and the introduced fault severity is  $\rho=0,52$ ,  $p=6,4 \times 10^{-36}$  for APD

bias faults and  $\rho=0,26$ ,  $p=2,7 \times 10^{-9}$  for noise threshold faults, which indicates a fair correlation.

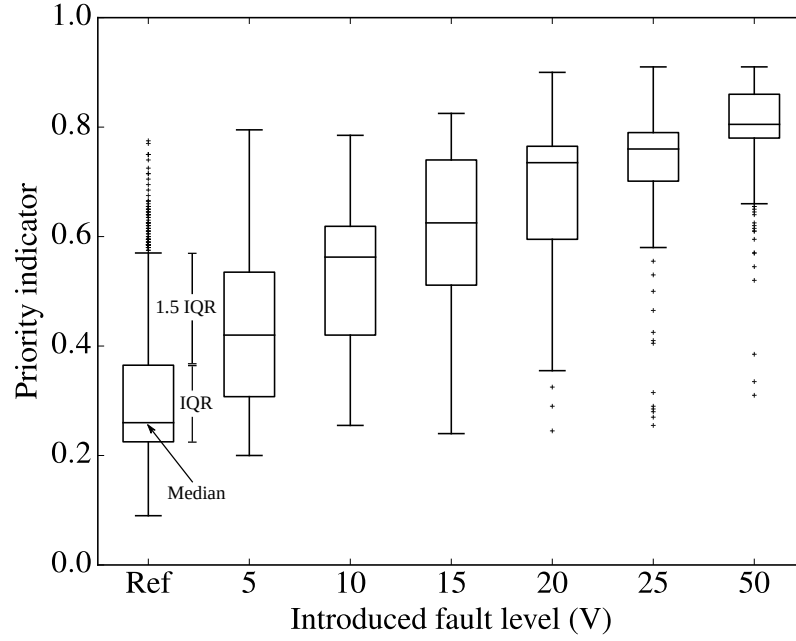


Figure 4.6 Boxplot of the channel *priority* indicator for increasing APD bias fault severities. The boxes show the interquartile range (IQR) and outliers were identified at 1.5 IQR from the first and third quartiles respectively.

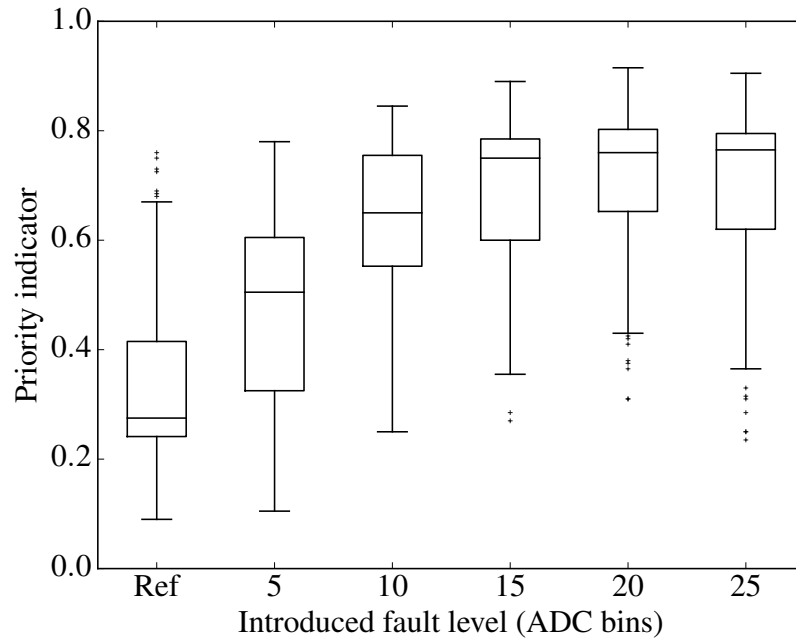


Figure 4.7 Boxplot of the channel *priority* indicator for increasing noise threshold fault severities.

## Global Diagnosis Statistics

The measured FDD Sensitivity for major faults (50 V APD bias decrease), which corresponds to the classification test sensitivity, is 99,9 % (CI : [99,6, 100,0]). On the other hand, global FDD Specificity is 96 %.

The global diagnosis test Balanced Accuracies for every introduced fault type are shown in Table 4.1. It is important to keep in mind that a system randomly choosing a channel status would result in an Accuracy of 50 %. At first glance, the IS global Balanced Accuracy remains fairly high irrespective of the fault type.

Tableau 4.1 Global diagnosis test balanced accuracy

HV Bias		Noise threshold		Globally
Increase	Decrease	Increase	Decrease	
91 %	86 %	92 %	90 %	91 %

## FDD Sensitivity Per Severity Level

The FDD sensitivities for varying fault severities are shown in Fig. 4.8 for APD bias voltage modifications and Fig. 4.9 for noise threshold modifications. As expected, FDD

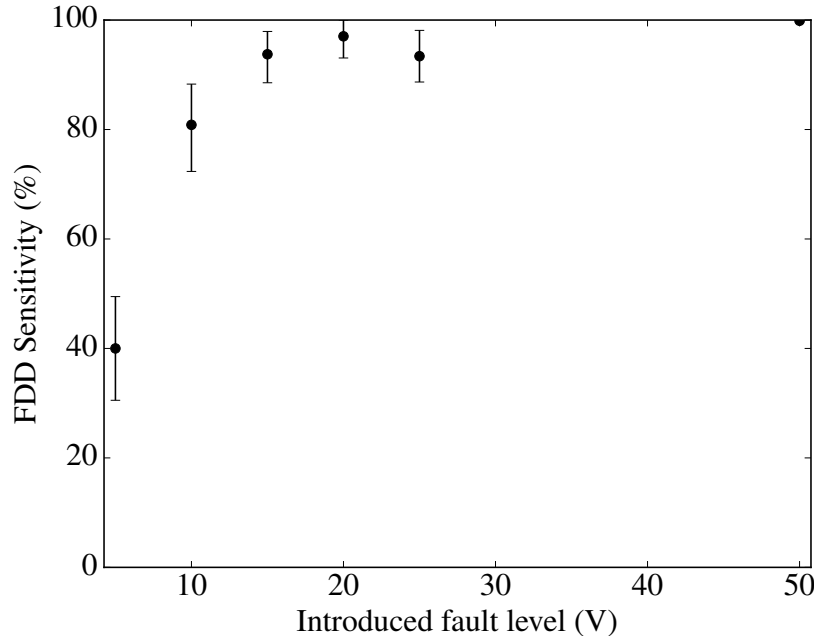


Figure 4.8 FDD Sensitivity for increasing APD bias fault severities.

Sensitivity increases rapidly with fault severity. There is a slight drop in FDD Sensitivity for the highest levels of both fault types. An hypothesis for this observation will be provided in the discussion section.

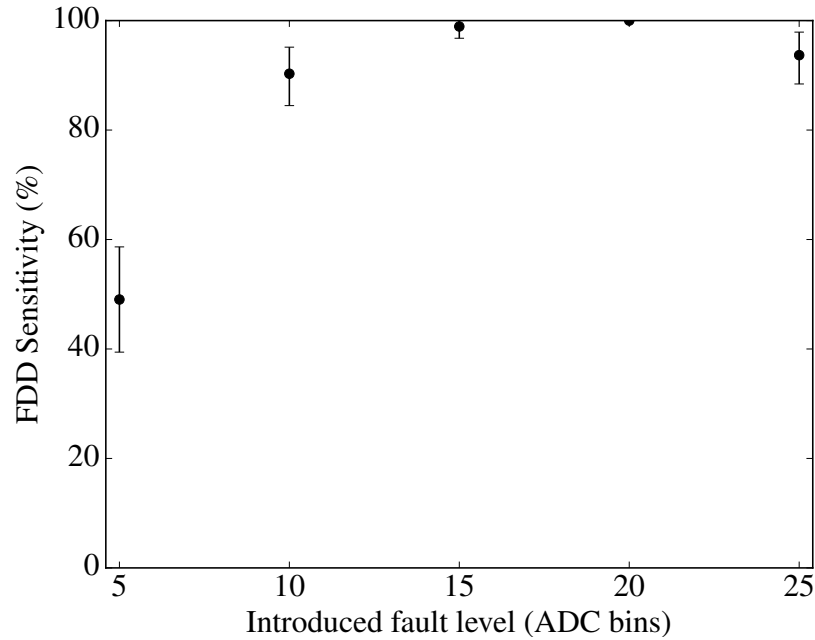


Figure 4.9 FDD Sensitivity for increasing noise threshold fault severities.

## Severity Regression Performance

Finally, the severity diagnosis distribution is evaluated for different severities as shown in Figs. 4.10 and 4.11. Overall, the severity regression yields a  $R^2$  of 0,953, which indicates a good regression.

## 4.7 Discussion

The fault detection processing time of the IS for all channels before the introduction of the diagnosis and prioritization modules was around 4 minutes on commodity hardware (Table 4.2). A long processing time could hinder the usefulness of the IS, but this figure did not change noticeably with the addition of the fault diagnosis and prioritization.

There is a good correlation between the priority indicator and fault severity, which confirms that the indicator can be used to prioritize fault correction in the scanner. The global FDD Sensitivity of the system is excellent for major faults (50 V lower bias) and fair for different

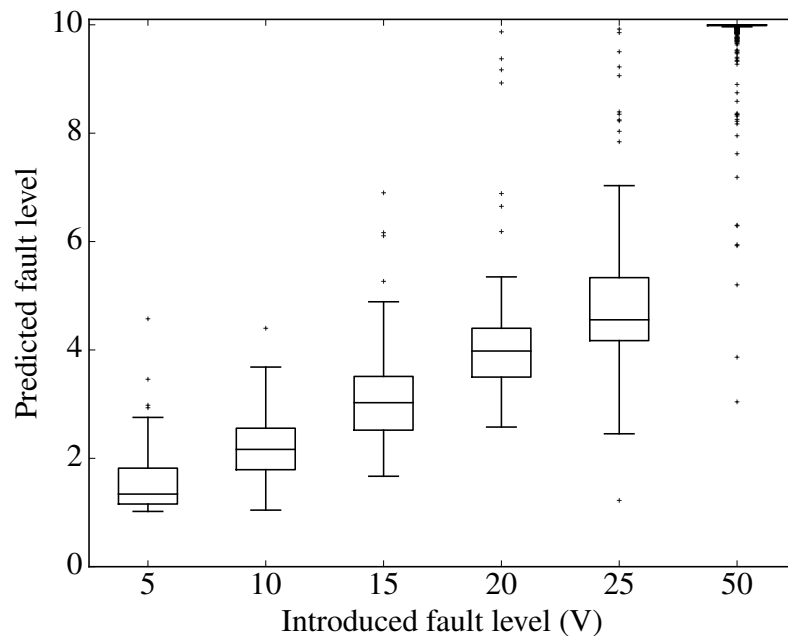


Figure 4.10 Severity diagnosis for increasing APD bias fault severities. To ensure the severity scale's linearity, the 50 V fault were given a severity value of 10.

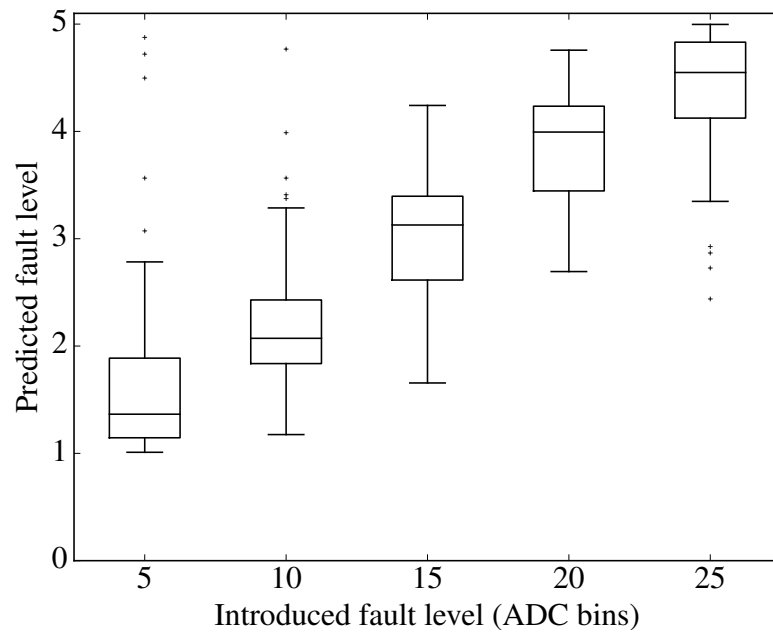


Figure 4.11 Severity diagnosis for increasing noise threshold fault severities.

Tableau 4.2 Test hardware specifications

Component	Test Machine
Processor	Intel® Core™ i7-2600
RAM	6 GB
HDD	Seagate ST500DM002 500 GB

fault levels. Severity diagnosis is good and should be indicated to the scanner operators as it can help them determine the degree of the configuration modifications to apply. The Accuracy is acceptable even if some errors are to be expected, but it is worth mentioning that as the fault history expands, the results will likely improve. The results show that lower fault severities are not diagnosed reliably, but an important factor to consider is that lower levels of configuration change do not insure that faults are actually created and that they have any significant effect on image quality. Further investigation will be required to improve the robustness of the IS for mild to medium severity faults in the system.

An unexpected drop in FDD Sensitivity for the highest levels of both fault types was observed. This will need to be further investigated, but our hypothesis is that this level of fault triggers more changes in the channel *performance indicators*, which are used by the *Status diagnosis* module to determine the diagnosis probability, making multiple diagnoses plausible (higher probabilities). Currently, faults are detected when the probability for a diagnosis reaches 70 %, so two different plausible diagnoses, even though one is higher than the other, could lead to a missed detection. Major faults are a special case since they only consist on decreased polarization, this artificially eliminates the possibility of multiple diagnoses.

## 4.8 Conclusion

The fault prioritization and diagnosis modules of an intelligent system (IS) designed to perform channel fault detection and diagnosis (FDD) was proposed for the LabPET™ scanner. The modules were evaluated and have shown a FDD Sensitivity of 99,9 % (CI : [99,6, 100,0]) for major faults and a Balanced Accuracy of 91 % for varying fault severities. The *priority* indicator correlates well to channel fault severity, which indicates that the system will be able to sort faults effectively. The diagnosis and prioritization modules did not increase the intelligent system's processing time noticeably so it is still a possible time saver for scanner operators. The performance of the diagnosis module indicates that the IS is capable of diagnosing many faults automatically and is suitable for use in the field.

Finally, the IS will continue to be investigated to improve performance and to help reduce the burden of the quality control (QC) procedures for scanner operators.

## **Acknowledgment**

The author thanks the members of the Groupe de Recherche en Appareillage Médical de Sherbrooke (GRAMS) and the Sherbrooke Molecular Imaging Center (CIMS) for their cooperation in this project.



## 4.9 Compléments au second article

Certains aspects du projet n'ont pas été présentés en détail dans l'article. Cette section couvre la gestion des données d'entraînement, certaines améliorations apportées suite à l'article en réponse à des validations avec les professionnels, les ajouts à l'interface graphique spécifiques au diagnostic de fautes et le déploiement de SIDOP au CIMS.

### 4.9.1 Données d'entraînement

Les données recueillies afin de valider la détection de fautes au chapitre 3 ont permis de débiter avec une bonne base de données d'entraînement pour le module de diagnostic. En ajoutant les données recueillies pour cet article, la base de connaissances couvre un intervalle de temps de plus de 1 an permettant d'améliorer la tolérance aux fluctuations de performance du système entraîné. Un script Python a été développé pour permettre de séparer les données en un ensemble d'entraînement et un ensemble de tests pour l'évaluation des résultats. Cette division est obligatoire pour valider que l'algorithme d'apprentissage machine généralise adéquatement pour les nouvelles données. Comme mentionné dans l'article, les ensembles sont choisis de façon aléatoire pour s'assurer d'avoir des données couvrant uniformément l'intervalle d'acquisition dans chacun des ensembles.

Timestamp	Action	Severity	Health	Strength	Timing	Identification	Energy	Comments
2016-05-05 19:46:14	Increase Polarization	25.0	0.11	0.20	0.10	0.29	0.11	System was proposing 35V which was too much.

Figure 4.12 Interface graphique de gestion de l'historique d'un canal. Tous les paramètres du canal y sont enregistrés.

Le second axe de développement de SIDOP consiste à ajouter une dimension temporelle au diagnostic. Pour ce faire, il ne suffit pas d'ajouter un ensemble de données d'entraînement initialement, mais il faut plutôt que les professionnels puissent étendre la base de données au fur et à mesure. Pour les professionnels, l'idéal serait de pouvoir gérer l'historique directement dans l'interface graphique de SIDOP et c'est ce qui a été fait. La figure 4.12 montre l'historique du canal 655 qui contient une augmentation de 25 V de la tension de polarisation et montre les indicateurs de performances avant cette modification. L'intervention avait été enregistrée auparavant à l'aide de l'interface présentée à la figure 4.13 qui permet de spécifier l'action prise et des commentaires pour référence future. Lorsqu'une entrée est ajoutée à l'historique, l'entraînement est noté comme désuet et sera refait automatiquement au prochain diagnostic pour incorporer cette information au système.

Figure 4.13 Interface graphique d'ajout d'une intervention à l'historique d'un canal. L'enregistrement des paramètres est effectué automatiquement.

## 4.9.2 Améliorations

Les résultats des deux articles présentés montrent que la sélectivité de la détection et du diagnostic de fautes est plus faible lorsque le niveau de fautes est lui aussi plus faible. De plus, les rencontres avec les professionnels ont révélé que l'estimation de la sévérité des fautes tendait à ne pas interpoler correctement la sévérité lorsqu'elle ne se trouvait pas exactement sur un des niveaux définis dans la méthodologie. Pour régler ces problèmes et tenter d'améliorer les performances, de nouvelles acquisitions de fautes introduites ont été ajoutées aux données d'entraînement et d'évaluation. Cependant, au lieu de choisir cinq niveaux de fautes discrets, les niveaux de fautes furent choisis selon une distribution gaussienne centrée à zéro d'un écart-type choisi arbitrairement équivalant à la moitié de l'écart-type des canaux du scanner. Cette modification produit donc plus de données d'entraînement pour les sévérités les plus faibles et permet aussi d'obtenir des points entre les niveaux discrets des acquisitions précédentes.

Pour commencer par l'évaluation de la détection de fautes, sans diagnostic, la première rangée du tableau 4.3 montre l'efficacité de détection des différents types de fautes et l'exactitude équilibrée globalement en utilisant la méthode décrite dans l'article, mais avec les nouvelles données. Les résultats montrent des différences dans l'efficacité de détection des différents types de fautes qui n'avaient pas été relevées dans les résultats du chapitre 3.

Tableau 4.3 Sélectivité de différentes méthodes de détection de fautes

Méthodes	Tension de polarisation		Seuil de bruit		Exactitude équilibrée
	+	-	+	-	
Méthode publiée	95 %	45 %	42 %	78 %	90 %
KNN	96 %	67 %	84 %	83 %	89 %
Forêt d'arbres décisionnels	96 %	70 %	86 %	85 %	92 %
Réseau des neurones	97 %	69 %	82 %	85 %	93 %

En effet, les résultats du chapitre 3 combinaient les fautes d’augmentation et diminution des tensions de polarisation et seuils de bruit ne permettant pas de distinguer ces différences. En conséquence, les rangées subséquentes du tableau 4.3 montrent les résultats des quelques tentatives d’amélioration des performances de la détection de fautes par la mise en place de diverses techniques de classification. Premièrement, la méthode des  $k$  plus proches voisins (ou *K-Nearest Neighbors (KNN)*) [6] améliore nettement la sélectivité, mais diminue l’exactitude équilibrée ce qui indique une augmentation du nombre de fausses détections. Ensuite, la méthode de la forêt d’arbres de décision mène à une augmentation mineure de la sélectivité et de l’exactitude. Finalement, un RNA, plus précisément un perceptron multicouche, maximise l’exactitude tout en ayant une sélectivité similaire aux autres méthodes d’apprentissage machine testées. Conséquemment, la méthode de détection de fautes à l’aide d’un RNA est la méthode retenue pour SIDOP.

Pour ce qui est du diagnostic de fautes, la première rangée du tableau 4.4 montre que les nouvelles données ont permis d’améliorer l’exactitude équilibrée pour tous les types de fautes sauf pour les fautes de seuils de bruit trop élevés en utilisant la méthode publiée. La seconde rangée montre les résultats de classification par RNA qui maximise l’exactitude et offre des résultats plus uniformes pour chacun des types de fautes comparativement à la méthode de la forêt d’arbres décisionnels. Similairement à la détection de faute, c’est donc également la méthode de classification par RNA qui est retenue pour le diagnostic de fautes.

Tableau 4.4 Exactitude équilibrée de différentes méthodes de diagnostic de fautes

Méthodes	Tension de polarisation		Seuil de bruit		Globalement
	+	-	+	-	
Forêt d’arbres décisionnels	95 %	93 %	88 %	93 %	91 %
Réseau des neurones	94 %	92 %	92 %	93 %	92 %

Pour ce qui est de la régression du niveau de fautes (sévérité), le tableau 4.5 montre que l’ajout de données gaussiennes a détérioré le coefficient de corrélation, mais que l’utilisation de RNA améliore les résultats.

Donc, plusieurs modifications ont été apportées à SIDOP pour améliorer les performances pour tous les types de fautes et tous les niveaux de fautes possibles. Les résultats montrent que généralement, cet objectif est atteint et qu’il faut permettre aux professionnels d’en

Tableau 4.5 Coefficients de corrélation des différentes méthodes de diagnostic de sévérité de fautes

Méthodes	Globalement
Forêt d'arbres décisionnels	0,90
Réseau des neurones	0,92

tirer profit en leur fournissant une interface graphique permettant de visualiser le diagnostic.

### 4.9.3 Interface graphique du diagnostic

L'ajout de l'indicateur de priorité et du diagnostic doit être reflété dans l'interface graphique. La figure 4.14 montre une liste priorisée de canaux en fautes ainsi que leurs diagnostics associés qui a été ajoutée à l'interface graphique. La liste permet aux professionnels de rapidement identifier les canaux à corriger en priorité (colonne de gauche) et de visualiser le niveau de certitude du système de son diagnostic. La figure permet aussi de constater pourquoi le canal 655 est un si bon exemple de canal en faute ; c'est le canal le plus prioritaire du scanner.

Les algorithmes de détection et de diagnostic de fautes de SIDOP décrit jusqu'à maintenant opèrent uniquement sur les canaux du scanner qui constituent les éléments de base du scanner LabPET<sup>TM</sup>. Cependant, le scanner LabPET<sup>TM</sup> contient une hiérarchie d'éléments de plus haut niveau et les professionnels pourraient bénéficier d'un diagnostic de ceux-ci. Similairement à la carte d'état de santé des canaux, la figure 4.15 présente un diagnostic des différents modules électronique qui composent cette hiérarchie. Dans ce cas, la différence est que les rectangles représentant les éléments sont imbriqués pour exprimer la hiérarchie. Sans entrer trop dans les détails de l'architecture du scanner LabPET<sup>TM</sup>, les plus petits rectangles représentent les cartes analogiques qui sont englobées, en groupe de quatre, dans une carte numérique. Finalement, les plus gros rectangles représentent les cartes concentrateurs qui englobent chacune six cartes numériques. Actuellement, le diagnostic des différents modules électroniques est réalisé par un système expert à base de règles qui prend en compte uniquement le nombre de sous-éléments en fautes pour dériver un diagnostic. Malgré la simplicité du diagnostic, la carte de santé qu'il procure offre une vue allégée par rapport à la carte de santé de canaux qui pourra aider les professionnels à identifier des problèmes de plus haut niveau.



y arriver, un ordinateur portable incorporant SIDOP fut ajouté à la salle de contrôle du scanner LabPET<sup>TM</sup> sur lequel les expériences ont été conduites. Un système automatique a été mis en place pour télécharger les informations requises par SIDOP toutes les nuits et ensuite, démarrer l'analyse. Les professionnels peuvent donc consulter les résultats de cette analyse à tous les jours sans aucun délai. En plus de permettre de faire la validation efficacement, l'objectif de cette installation est qu'elle favorisera l'utilisation de SIDOP à long terme. L'installation fut un succès et a permis d'identifier et de corriger les entraves mineures au déploiement du système vers d'autres laboratoires opérants des scanners LabPET<sup>TM</sup>.

Après plusieurs séances de validations, les professionnels étaient d'accord pour incorporer les suggestions de SIDOP dans la configuration du scanner. Il a donc été possible de passer à la dernière étape de méthodologie, soit de mesurer l'impact de l'utilisation de SIDOP sur la qualité des images produites par le scanner.

# CHAPITRE 5

## ÉVALUATION DES PERFORMANCES

### 5.1 Avant-propos

#### Auteurs et affiliation

<u>J. Charest</u>	Étudiant au doctorat <sup>1</sup>
J.-F. Beaudoin	Professionnel de recherche <sup>2</sup>
M. Bergeron	Post-doctorante <sup>2</sup>
J. Cadorette	Professionnel de recherche <sup>2</sup>
L. Arpin	Professionnel de recherche <sup>1</sup>
R. Lecomte	Professeur titulaire <sup>2</sup>
C.-A. Brunet	Professeur agrégé <sup>1</sup>
R. Fontaine	Professeur titulaire <sup>1</sup>

---

<sup>1</sup> Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et de génie informatique.

<sup>2</sup> Université de Sherbrooke, Faculté de médecine et des sciences de la santé, Département de médecine nucléaire et radiobiologie.

#### Publication

**Date d'acceptation :** 29-08-2016

**État de l'acceptation :** version finale publiée

**Revue :** IEEE Transactions on Nuclear Science

**Référence :**

Charest, J., Beaudoin, J.-F., Bergeron, M., Cadorette, J., Arpin, L., Lecomte, R., Brunet, C.-A. et Fontaine, R. (2016). Impacts of intelligent automated quality control on a small animal APD-based digital PET scanner. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 63, numéro 5, p. 2550–2557 © 2016 IEEE Reprinted, with permission.

**Titre français :** Impacts du contrôle de qualité automatique intelligent sur un scanner TEP numérique pour petits animaux à base de photodiodes à avalanche

## Contribution à la thèse

Les deux premiers articles décrivent en détail la conception et la validation de SIDOP. La validation faite dans ces travaux était indispensable pour convaincre les professionnels responsables des scanners que SIDOP ne représentait pas un risque pour ceux-ci, mais pouvait plutôt faciliter leurs tâches de QC. Cependant, la question de recherche posée à la section 1.2 vise à déterminer si un système tel que SIDOP peut avoir un impact positif sur la qualité des images produites par le scanner TEP. Dans cette optique, l'article suivant expose une évaluation complète de l'impact de l'utilisation de SIDOP sur la qualité des images. Une foule de paramètres d'images y sont évalués au fil de plusieurs itérations de corrections proposées par SIDOP sans influence externe. Les résultats recueillis répondent à la question de recherche et complètent ainsi les travaux de recherche initialement proposés.

Une version préliminaire des résultats présentés dans cet article fut présentée à l'oral au 2015 *IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference* et fut publiée dans un acte de conférence [21].

## Résumé français

Un niveau de performance stable est nécessaire afin de garantir la précision et la fiabilité des résultats biologiques reposant sur des études d'imagerie de tomographie d'émission par positrons (TEP) pour petits animaux. Cette exigence simple mène à imposer des procédures de routine de contrôle de qualité (QC) afin de maintenir les scanners TEP à un niveau de performance optimal fiable. Toutefois, ces procédures peuvent devenir lourdes à mettre en œuvre pour les opérateurs de scanners, en particulier en tenant compte du nombre croissant de canaux d'acquisition de données des scanners TEP de prochaine génération. Dans les systèmes utilisant des détecteurs pixelisés pour obtenir une amélioration de la résolution spatiale et du rapport de contraste sur bruit (CNR), la charge de travail de QC atteint rapidement un niveau ingérable en raison du nombre de canaux indépendants impliqués. Un système de QC à base d'intelligence artificielle, appelé *Scanner Intelligent Diagnosis for Optimal Performance* (SIDOP), a été proposé pour aider à réduire la charge de travail de QC en effectuant la détection et le diagnostic automatique de défauts de canaux. SIDOP se compose de quatre modules de haut niveau qui emploient des méthodes d'apprentissage machine pour effectuer leurs tâches : *Extraction de paramètres*, *Détection de canaux en fautes*, *Priorisation de fautes* et *Diagnostic de fautes*. Ultimement, SIDOP soumet une liste de canaux défectueux priorisée à l'opérateur et propose des mesures pour



les corriger. Pour valider que SIDOP peut effectuer des procédures de QC de manière adéquate, il a été déployé sur un scanner LabPET<sup>TM</sup> et plusieurs indicateurs de performance ont été extraits. Après plusieurs corrections sur des paramètres de scanner sous-optimaux, une amélioration de 8,5 % (avec un intervalle de confiance (CI) à 95% de [7,6, 9,3]) du CNR, une diminution de 17,0 % (CI : [15,3, 18,7]) du pourcentage de l'écart-type de l'uniformité, et un gain en sensibilité globale de 6,8 % ont été observés. Ces résultats confirment que SIDOP peut être d'une aide dans l'exécution des procédures de QC et peut permettre de rétablir les performances à des niveaux optimaux.

## 5.2 Abstract

Stable system performance is mandatory to warrant the accuracy and reliability of biological results relying on small animal positron emission tomography (PET) imaging studies. This simple requirement sets the ground for imposing routine quality control (QC) procedures to keep PET scanners at a reliable optimal performance level. However, such procedures can become burdensome to implement for scanner operators, especially taking into account the increasing number of data acquisition channels in newer generation PET scanners. In systems using pixel detectors to achieve enhanced spatial resolution and contrast-to-noise ratio (CNR), the QC workload rapidly increases to unmanageable levels due to the number of independent channels involved. An artificial intelligence based QC system, referred to as Scanner Intelligent Diagnosis for Optimal Performance (SIDOP), was proposed to help reducing the QC workload by performing automatic channel fault detection and diagnosis. SIDOP consists of four high-level modules that employ machine learning methods to perform their tasks : *Parameter Extraction*, *Channel Fault Detection*, *Fault Prioritization*, and *Fault Diagnosis*. Ultimately, SIDOP submits a prioritized faulty channel list to the operator and proposes actions to correct them. To validate that SIDOP can perform QC procedures adequately, it was deployed on a LabPET<sup>TM</sup> scanner and multiple performance metrics were extracted. After multiple corrections on sub-optimal scanner settings, a 8,5 % (with a 95% confidence interval (CI) of [7,6, 9,3]) improvement in the CNR, a 17,0 % (CI : [15,3, 18,7]) decrease of the uniformity percentage standard deviation, and a 6,8 % gain in global sensitivity were observed. These results confirm that SIDOP can indeed be of assistance in performing QC procedures and restore performance to optimal figures.

## Keywords

Artificial intelligence (AI), positron emission tomography (PET), biomedical imaging, fault diagnosis, fuzzy logic, expert systems, machine learning.

## 5.3 Introduction

The importance of performing proper quality control (QC) procedures on positron emission tomography (PET) scanners cannot be overemphasized. Over time, mishandling QC procedures can have a detrimental effect on quantitative parameters [65, 102] as well as on clinical evaluations [18, 35]. Furthermore, variations in image quality during longitudinal

studies could lead researchers and physicians to erroneous conclusions. Now, while highly pixelated PET scanners can enhance spatial resolution and contrast, routine QC procedures can be challenging on these scanners due to the increased number of acquisition channels to monitor. Scanner operators often have a limited time window for such procedures and the increasing number of acquisition channels of newer generation scanners [15] will further increase the required QC effort. On the other hand, pixelated detector systems with truly independent readout channels lend themselves well to automated QC procedures, since the inherent pixel interdependence of detection systems based on light/charge sharing decoding schemes can be avoided.

To help scanner operators perform the QC procedures, an artificial intelligence based QC system designed to perform channel fault detection and diagnosis on the LabPET<sup>TM</sup> scanner [40] has been proposed [24, 25]. The LabPET<sup>TM</sup> scanner is an avalanche photodiode (APD) based PET scanner encompassing 3072 independent acquisition channels (for the 8 cm axial length version) and quasi-individual scintillator readout. Minimal coding was implemented to increase axial spatial resolution by coupling each APD to 2 different crystal types in the axial direction and an « adaptive filter » [100] is used to identify where the annihilation photon interaction occurred. These peculiar features make this scanner a prime candidate for channel fault detection and diagnosis.

Scanner operators can use the intelligent QC system to automatically identify and correct faulty channels of the scanner, allowing them to focus on other tasks than channel-by-channel QC. Whereas artificial intelligence has sometimes been used for data processing in PET, such as for inter-crystal scatter triple coincidence recovery using neural networks [68], an intelligent QC system has never been applied to PET scanners. However, similar systems have been used in high energy physics experiments [5, 9], where they have shown great promise [30, 57].

This paper assesses the impacts on scanner performance of the proposed intelligent QC system and investigates the feasibility of an adequate QC with minimal human intervention on PET systems based on pixel detectors and independent data acquisition channels.

## 5.4 Design

A software program, written in C++ and named SIDOP (pronounced « Side-Hop ») that stands for Scanner Intelligent Diagnosis for Optimal Performance, was previously designed [24, 25] to perform acquisition channel fault detection and diagnosis. To summarize the design before proceeding to SIDOP's evaluation, let's briefly summarize its design,

SIDOP contains 4 high level modules (*Parameter Extraction*, *Channel Fault Detection*, *Fault Prioritization*, and *Fault Diagnosis*), all using data from a *Knowledge Base* and a *Fault History* database (Fig. 5.1).

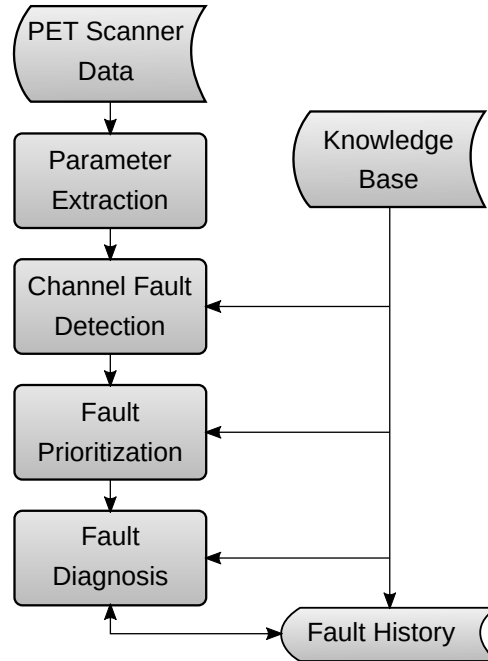


Figure 5.1 The global structure of SIDOP features a modular architecture.

## Modules Description

### Parameter Extraction

The first module employs fuzzy logic to extract relevant indicators from the available data for each channel of the scanner. These data come from the scanner configuration, the calibration histograms, the normalization acquisition, and the scanner geometry. The extracted indicators are related to different aspects of the overall scanner performance, including :

- Sensitivity
- Time Resolution
- Crystal Identification Performance
- Energy Resolution

These parameters correspond to typical performance metrics of PET scanners except for Crystal Identification Performance, which is only relevant to scanners employing multiple

crystal types and performing crystal identification based on acquired information like pulse shape.

### Channel Fault Detection

The second module then passes the extracted indicators to an artificial neural network (ANN) trained for performing binary classification to identify channels deviating from their optimal operation point. Since this channel fault detection procedure identifies functional channels that could be further optimized, in addition to failed channels, there is a need to quantify the level of *failure* for each channel. To do this, the *Channel Fault Detection* module merges all performance indicators into a *Health Indicator* by performing a principal component analysis (PCA) of the performance indicators and by retaining the first principal component.

### Fault Prioritization

The third module prioritizes the list of faulty channels by severity to help the operator to identify the most important faults. This is achieved by sorting the faulty channels list by a *Priority Indicator* that is the combination of the *Health Indicator* with the proximity of the current channel with other faulty channels (density of faults).

### Fault Diagnosis

Finally, the last module derives a diagnosis, proposes potential solutions for each fault and a graphical user interface presents this information to the user. This module also integrates a neural network that acts as a classifier for the diagnosis.

As mentioned earlier, the *Channel Fault Detection* and *Fault Diagnosis* modules employ machine learning methods (ANNs and PCA) based on available data to produce the required results. In-depth information on the different modules of SIDOP has already been reported [24, 25].

## SIDOP Typical Use

Given a normalization file and a file containing the scanner configuration as well as calibration parameters, SIDOP will display a list of faulty channels that require the scanner operator's attention. For each faulty channel, SIDOP will propose a prioritized list of potential improvements that each require a modification on one of these configuration parameters :

- APD bias

- Noise threshold

For the purpose of this study, a script was created to automate the process of fault correction by generating a new scanner configuration file incorporating the corrections. The script automatically applies the first improvement for all faulty channels that have a *Priority Indicator* greater than an arbitrarily chosen value that was validated by the operator. After running this script, the scanner operator just needs to load the configuration file onto the scanner and recalibrate.

## 5.5 Materials and Methods

SIDOP was installed at the Sherbrooke Molecular Imaging Center (CIMS) to evaluate the performance variations of the on site 8 cm axial length LabPET™ scanner [13]. To achieve this goal, the experiment involved using SIDOP over the course of 12 months while recording the evolution of various image quality parameters as well as the *Health Indicator* during the same period. The procedure used was a two-step process summarized in Fig. 5.2.

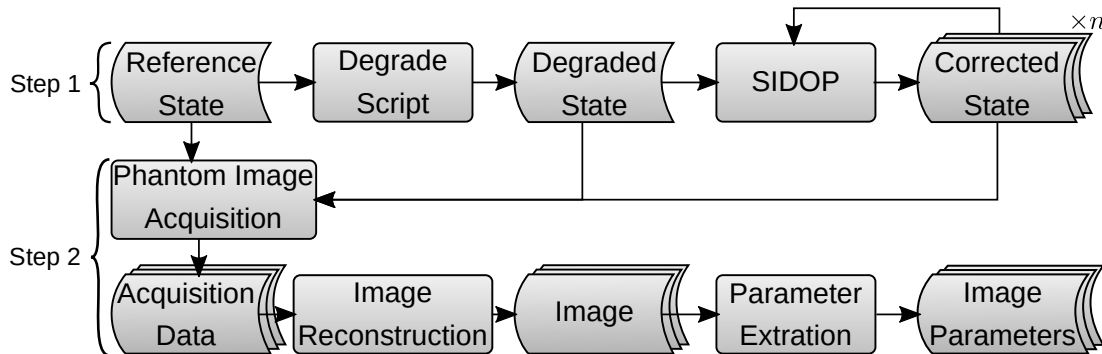


Figure 5.2 The two-step process used to extract the image quality parameters.

### Step 1

Initially, all the configuration and calibration parameters of the scanner were saved as the *Reference State*. In other words, the *Reference State* is a backup of the scanner configuration, as it was at the beginning of the experiment. This state is critical to ensure that performance parameters are solely influenced by SIDOP and not external factors such as ambient temperature.

Using the *Reference State* as input, a Python script initially created a single suboptimal scanner configuration (*Degraded State*) that SIDOP needed to improve upon. To do this,

the script extracted the scanner mean configuration parameters and arbitrarily set the mean value on all channels. This algorithm aims to simulate a grossly tuned scanner that requires fine tuning but the choice of the mean instead of the median or any other « averaging » method was arbitrary.

Finally, starting from the *Degraded State*, SIDOP was used multiple times to create a number of successive configuration states (*Corrected States*) that iteratively improve the scanner state. The extracted image quality parameters from these configuration states show the evolution of the different aspects of scanner performance further described in step 2. Since SIDOP requires a normalization file to correct for the coincidence detection efficiency of every possible line of response in each configuration, there must be a normalization acquisition between each successive *Corrected State*. Normalization data on LabPET<sup>TM</sup> scanners are obtained using a rotating <sup>68</sup>Ge (511 keV) line source. Since these long measurements usually take place overnight (due to the duration of the acquisition), it was not feasible to generate more than one configuration state per day.

## Step 2

To obtain image quality parameters, an image of the NEMA NU-4-2008 image quality phantom [72] filled with <sup>18</sup>F was acquired and reconstructed for each of the configuration states. The NEMA phantom, illustrated in Fig. 5.3, was chosen since it enables the extraction of multiple image quality parameters in a single acquisition, including uniformity, recovery coefficients for partial volume effect and spill-over ratios. Additionally, contrast-to-noise ratio (CNR) and global sensitivity were also evaluated from the same measurements to limit the number of manipulations.

### Acquisition

Ideally, the NEMA phantom would be prepared once, then positioned in the scanner and for each configuration state, the saved configuration would be loaded followed by an acquisition, thus minimizing manipulations and phantom positional disparities within the scanner. After 5 successive runs, the decay-compensated acquisition time becomes impractically long and the differences in random coincidence rates could introduce bias. Therefore, multiple runs were required to harvest data for all configuration states. These acquisition runs had to be spaced multiple weeks apart depending on the scanner availability, allowing for repetition of some measurements to increase confidence in the data. Additionally, these acquisitions spread over time also had the benefit of confirming that the observed effects could be reproduced on the long term. Indeed, to compare images from one acquisition run

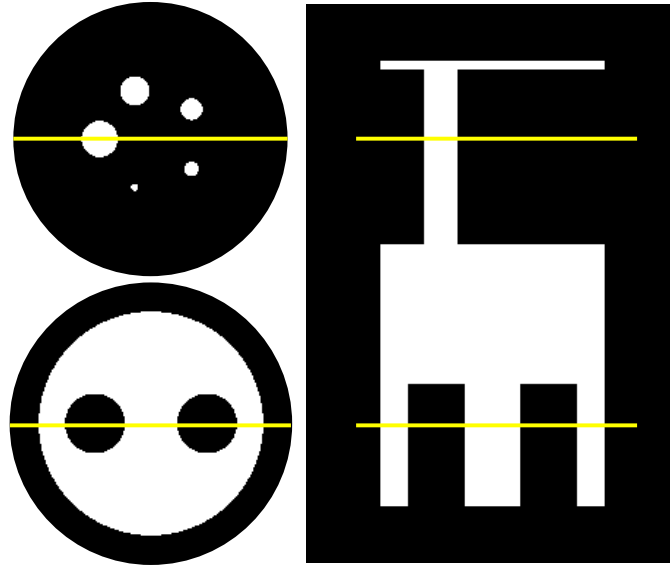


Figure 5.3 NEMA NU-4-2008 image quality phantom. The white areas are filled with  $^{18}\text{F}$ . The hotspots in the top section of the phantom have diameters of 5, 4, 3, 2, and 1 mm.

to the other, while ensuring minimal impact from external factors, the *Reference State* was acquired for each of those runs. Table 5.1 shows which configurations states were acquired in which runs.

Tableau 5.1 Configuration States Applied for Each Acquisition run

Run	Phantom	Isotope	Configuration States
1	NEMA	$^{18}\text{F}$	Degraded, Corrected 1, Reference
2	NEMA	$^{18}\text{F}$	Reference, Corrected 1, Corrected 2, Corrected 3, Corrected 4
3	NEMA	$^{18}\text{F}$	Corrected 7, Corrected 4, Reference, Corrected 6, Corrected 5
4	NEMA	$^{18}\text{F}$	Reference, Corrected 7, Corrected 5, Corrected 6, Corrected 4
	Flood	$^{89}\text{Zr}$	Corrected 7, Corrected 6, Corrected 4, Corrected 5, Reference

Since successive data acquisitions with different scanner configuration states during a run must be obtained at decreasing count rates, due to the decaying radioactivity in the phantom, the initial activity (6,5 MBq) was chosen to minimize deadtime [13] and accidental coincidence rate. Within a run, the data sets for each of the configuration states were acquired randomly, as shown in Table 5.1, to avoid unforeseen systematic effects that could have introduced artificial bias in the results. Additionally, a fourth run, identical to



the third run, was included in the experiment to confirm result reproducibility. Finally, the last run was extended to also include acquisitions using a uniform flood phantom filled with  $^{89}\text{Zr}$ , a radioisotope with a much longer half-life than  $^{18}\text{F}$  (78,41 h vs 1,83 h, making the half-life variation negligible).

### **Reconstruction**

The standard LabPET<sup>TM</sup> 3D Maximum-Likelihood Expectation-Maximization (MLEM) reconstruction algorithm was used for this experiment. A 80 mm diameter field of view was used with 10, 20, 30, 40, and 50 MLEM iterations. For all extracted image quality parameters, the mean number of iterations maximizing the CNR for the parameter's region of interest (ROI) was chosen. This ensured that image quality parameters were only compared with parameters extracted from images with an identical number of iterations.

Attenuation and scatter corrections were not applied since the same phantom was always used in the same position throughout the study, allowing results to be directly compared to each other.

### **Image Quality Parameter Extraction**

Programs were developed to perform registration of the images to a NEMA phantom model and then extract all image quality parameters. The programs were written in C++ and used the Insight Segmentation and Registration Toolkit (ITK) [1] for image analysis. Registration was used, instead of placing ROIs by hand, to minimize ROI positioning errors since only minor variations in image quality parameters were expected.

## **Performance metrics**

The following performance metrics were extracted to quantify the impacts of SIDOP on the performance of the LabPET<sup>TM</sup> scanner.

### **Diagnosis Convergence**

It is unrealistic to expect full channel restoration to initial reference state in one iteration for three reasons. First, SIDOP's diagnosis is not 100% accurate [25]; second, SIDOP operates on one parameter (APD bias or noise threshold) at a time; and third, the APD bias operating range can be quite broad [41]. It is therefore expected that SIDOP will correct many channels initially due to its high diagnosis accuracy and that many faulty channels, requiring multiple modifications, will be fixed over successively corrected states. Finally, the occurrence of new faults resulting from environmental changes or detector

aging would explain that zero faulty channels is never reached. To test this hypothesis, faulty channel counts were extracted for all configuration states.

### Qualitative Comparison

Before extracting quantitative parameters from the acquired images, a qualitative comparison was performed to validate that the effects of the corrections could be appreciated visually. This was accomplished by inspecting an image slice through the hotspot region of the NEMA phantom for the degraded state and for the corrected states. The hotspot region provides images with the finest details in the NEMA phantom making it a good choice for this analysis.

### Health Indicator

The channel *Health Indicator* was designed to represent the overall performance of a channel. This means that it should correlate, at least partially, to image quality parameters. Consequently, the correlations of image quality parameters (uniformity, CNR, and sensitivity) to the *Health Indicator* were estimated.

### Controls

As stated above in Table 5.1, an additional acquisition run (*Run 4*), which included  $^{89}\text{Zr}$  flood acquisitions, was performed to investigate the effects of varying radioactivity between measurements. The correlation of uniformity, CNR and sensitivity between *Run 3* and *Run 4* acquisitions, as well as between  $^{18}\text{F}$  and  $^{89}\text{Zr}$  acquisitions in *Run 4*, were estimated.

### Image Quality Evolution

Finally, image quality parameters were extracted for all configuration states. Comparison of parameters from images obtained in the different states and acquisition runs were compared to their associated *Reference State* using eq. 5.1 :

$$\begin{aligned} \text{ParamValues} &\xrightarrow{f} \text{RefParamValues} \\ \text{RelativeParam} &= \frac{\text{ParamValue} - f(\text{ParamValue})}{f(\text{ParamValue})} \end{aligned} \quad (5.1)$$

Uniformity %STD, recovery coefficients, and spill-over ratios were evaluated as described in the NEMA specifications [72]. In this context, uniformity %STD refers to the percent standard deviation around the mean flood image intensity. The CNR was evaluated in the uniform region of the phantom as well as for each of the hotspots using an hollow cylinder

around the respective regions for the background region. CNR was estimated as :

$$\text{CNR} = \frac{\frac{\mu_{\text{act}} - \mu_{\text{back}}}{\mu_{\text{back}}}}{\sqrt{\left(\frac{\sigma_{\text{act}}}{\mu_{\text{act}}}\right)^2 + \left(\frac{\sigma_{\text{back}}}{\mu_{\text{back}}}\right)^2}} \quad (5.2)$$

where  $\mu_{\text{act}}$  and  $\sigma_{\text{act}}$  are the mean and standard deviation values for pixels in the activity regions,  $\mu_{\text{back}}$  and  $\sigma_{\text{back}}$ , the mean and standard deviation values for pixels in the background regions [68]. Global sensitivity variations were estimated taking the ratio of the sensitivity in each *Degraded* or *Corrected State* to the *Reference State*. The sensitivity was evaluated by dividing the true coincidence count rate by the measured activity in the phantom (in Bq), corrected for the branching ratio.

## 5.6 Results

### Diagnosis Convergence

Fig. 5.4 shows the channel counts for all corrected states. The highest counts (circle label)

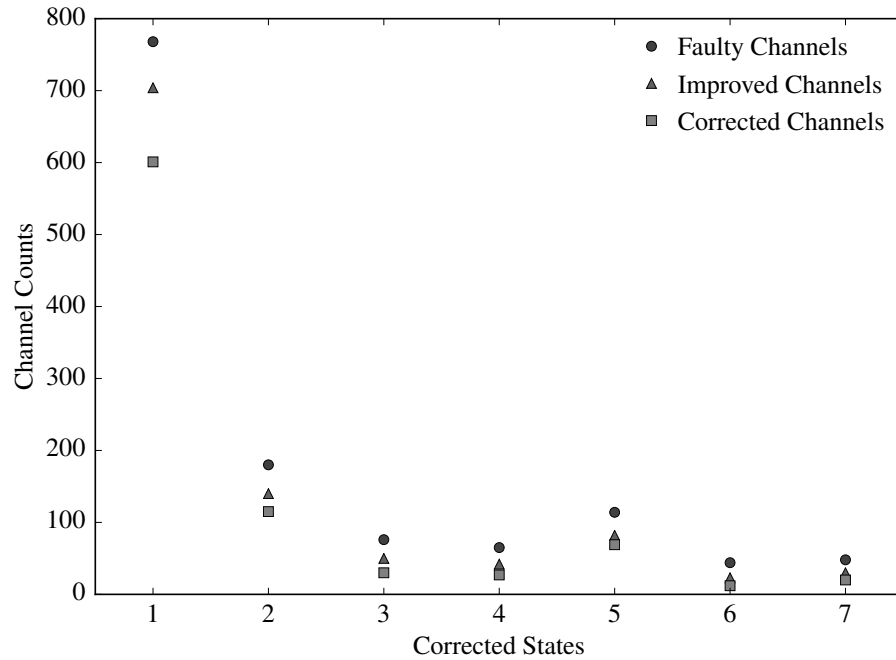


Figure 5.4 Evolution of the corrected channel counts for each configuration state.

systematically indicate the number of detected faulty channels prior to applying corrections for each configuration state. Out of those faulty channels, the improved channels

refer to the channels where the proposed correction lead to some increase in the *Health Indicator*. Finally, out of the improved channels, the corrected channels refer to the number of channels that were no longer flagged as faulty channels after applying the proposed corrections. All channel counts reach a *plateau* starting at the *Corrected 3* state.

## Qualitative Comparison

The *Degraded* state and the *Corrected 1* state images from the first acquisition run are shown in Fig. 5.5a. The use of images from the same acquisition run ensures that the phantom is exactly in the same position and orientation. The corrected state image shows hotspot shapes that more closely match the physical phantom hotspot shapes (circular). Furthermore, while it might not be obvious in Fig. 5.5a, a comparison of oversaturated

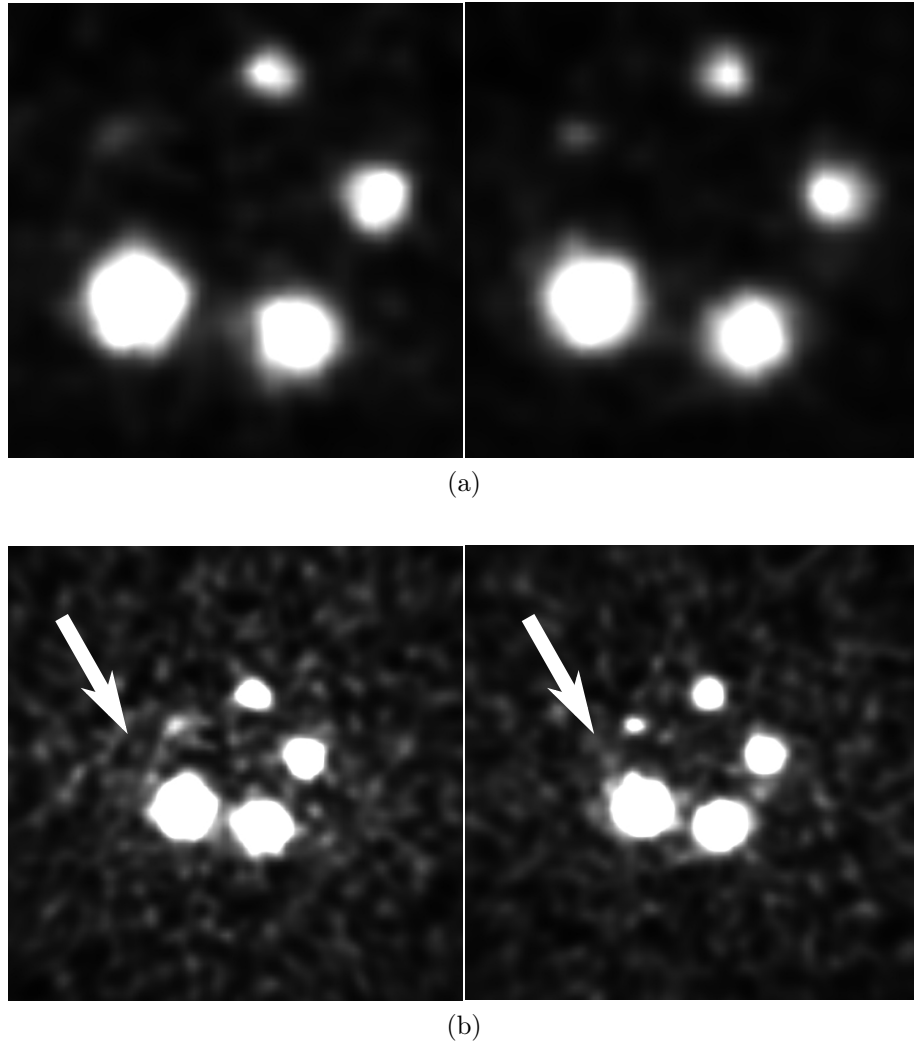


Figure 5.5 Qualitative image comparison : (a) degraded hotspot image (left) compared to the corrected image (right), (b) degraded oversaturated hotspot image (left) compared to the corrected image (right).

images shown in Fig. 5.5b reveals that the noise level in the cold region around the hotspots is lower in the corrected state image than in the degraded state image.

## Health Indicator

Overall, 15 images of the NEMA phantom were acquired. Table 5.2 shows the Pearson correlation coefficients between image quality parameters and the *Health Indicator* using all images. There is a strong negative correlation between uniformity %STD and the *Health Indicator*. It might be noted that a lower uniformity %STD denotes a more uniform channel, hence a negative correlation. Similarly, there is also a strong correlation between sensitivity and the *Health Indicator*. For the CNR, the  $p$ -value indicates a high probability of no correlation.

Tableau 5.2 Pearson Correlation Coefficient of Image Quality Parameters and Scanner Health Indicator

Uniformity %STD	CNR	Sensitivity
$\rho = -0,76, p = 0,0011$	$\rho = -0,046, p = 0,87$	$\rho = 0,84, p = 8,5 \times 10^{-5}$

Alternatively, Fig. 5.6 shows the global scanner *Health Indicator* for all corrected states in relation to the corresponding reference states.

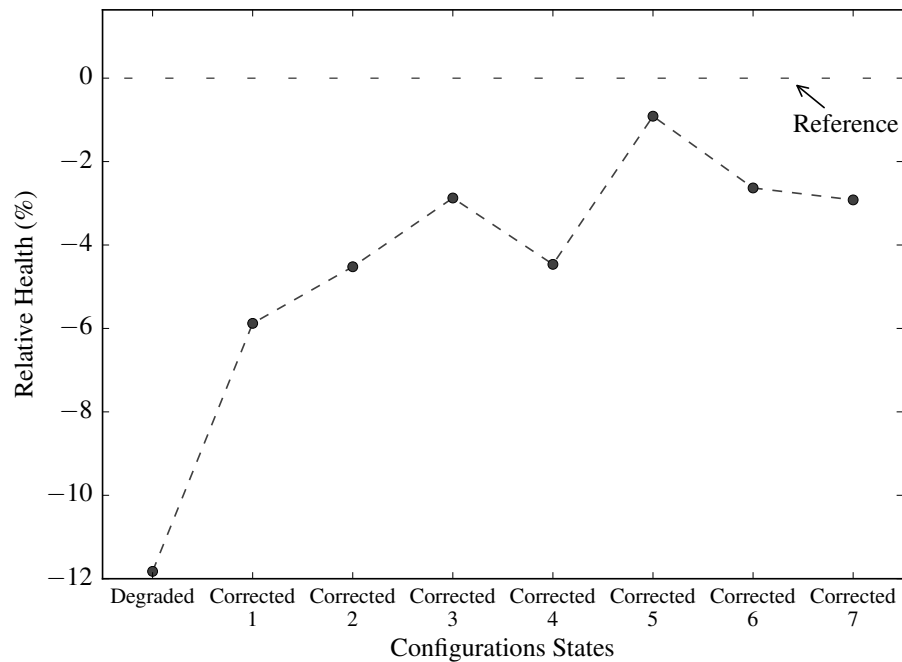


Figure 5.6 Evolution of the scanner *Health Indicator* for each configuration state.

## Controls

The Pearson correlation coefficients between image quality parameters extracted using acquisitions of identical configuration states from *Run 3* and *Run 4*, as well as from the  $^{89}\text{Zr}$  acquisition, are shown in Table 5.3. Each of the correlations was performed on all

Tableau 5.3 Pearson Correlation Coefficient of Image Quality Parameters for Different Acquisitions

	Correlation	Value
Uniformity %STD	<i>Run 3</i> / <i>Run 4</i>	$\rho=0,23, p=0,71$
	$^{18}\text{F}$ / $^{89}\text{Zr}$	$\rho=0,54, p=0,35$
CNR	<i>Run 3</i> / <i>Run 4</i>	$\rho=0,99, p=0,000\,95$
	$^{18}\text{F}$ / $^{89}\text{Zr}$	$\rho=0,97, p=0,0078$
Sensitivity	<i>Run 3</i> / <i>Run 4</i>	$\rho=0,9, p=0,039$
	$^{18}\text{F}$ / $^{89}\text{Zr}$	$\rho=0,46, p=0,43$

available images (5 images). All image sets show strong CNR correlations and moderate to high probabilities of no correlation for uniformity. Sensitivity has a strong *Run 3* / *Run 4* correlation but the results are inconclusive for  $^{18}\text{F}$  /  $^{89}\text{Zr}$  correlations.

## Image Quality Evolution

Fig. 5.7 shows the uniform region CNR relative to the *Reference State* for each configuration state. Corrected states all have values higher than the *Degraded State* and *Reference State*, however the evolution of corrected states shows no apparent trends, but seems to reach a *plateau*. There is a 8,5 % (with a 95% confidence interval (CI) of [7,6, 9,3]) increase in CNR from the *Degraded State* to the last corrected state.

Similarly, Fig. 5.8 shows the relative uniformity %STD for the different configuration states. The corrections had a larger impact on uniformity than on CNR, but for uniformity there is a clear minimum followed by a less abrupt increase. While there is a surprising drop by more than 30 % in uniformity %STD at the *Corrected state 3*, the parameter ends up with a 17,0 % (CI : [15,3, 18,7]) decrease in uniformity %STD relative to the *Degraded State* after the last corrected state.

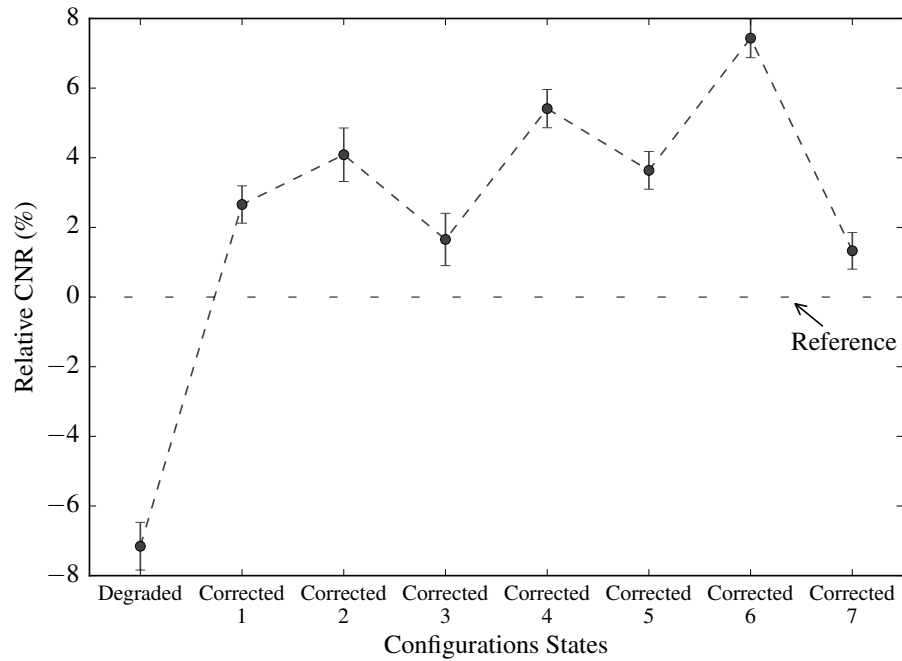


Figure 5.7 Evolution of CNR for each configuration state.

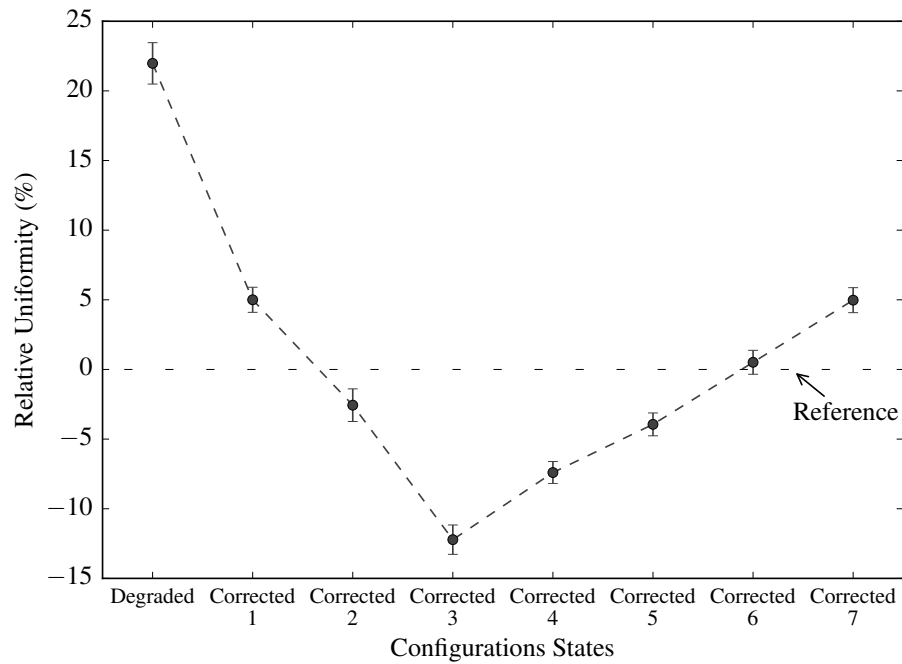


Figure 5.8 Evolution of relative uniformity %STD for each configuration state.

The evolution of relative sensitivity, seen in Fig. 5.9, also shows an improvement with regards to the *Degraded State*, however, it is similar to the *Health Indicator* as it does not reach the *Reference State* performance. There is a 6,8% increase in sensitivity from the *Degraded State* to the last corrected state.

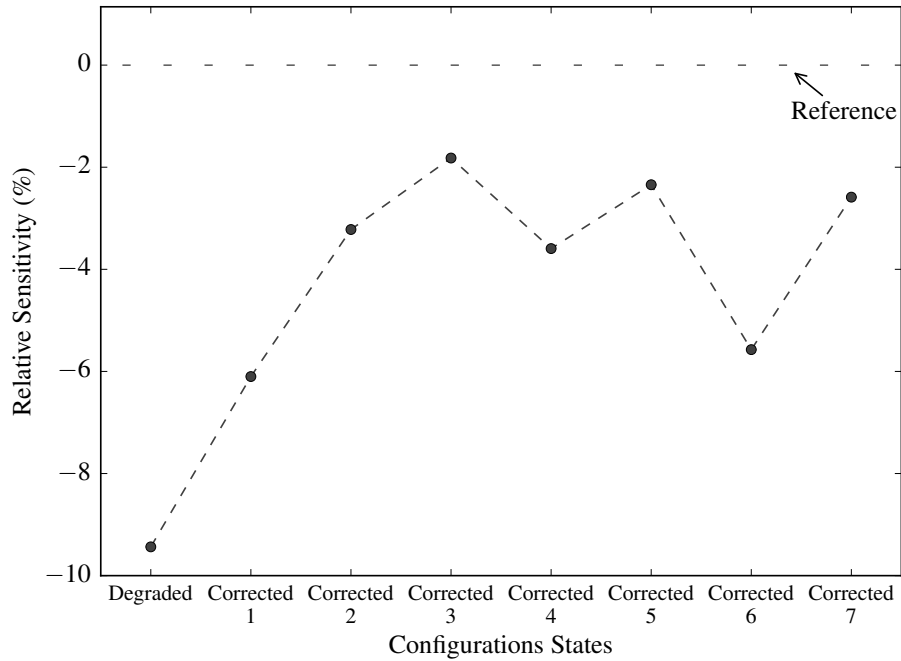


Figure 5.9 Evolution of relative sensitivity for each configuration state.

Fig. 5.10 displays the relative CNR of the different diameter hotspots. The 2 mm to 5 mm hotspots follow a similar trend as the uniform region CNR values shown Fig. 5.7, but the 1 mm hotspot shows a larger increase in CNR though the measurement error is higher due to the lower number of pixels in the hotspot.

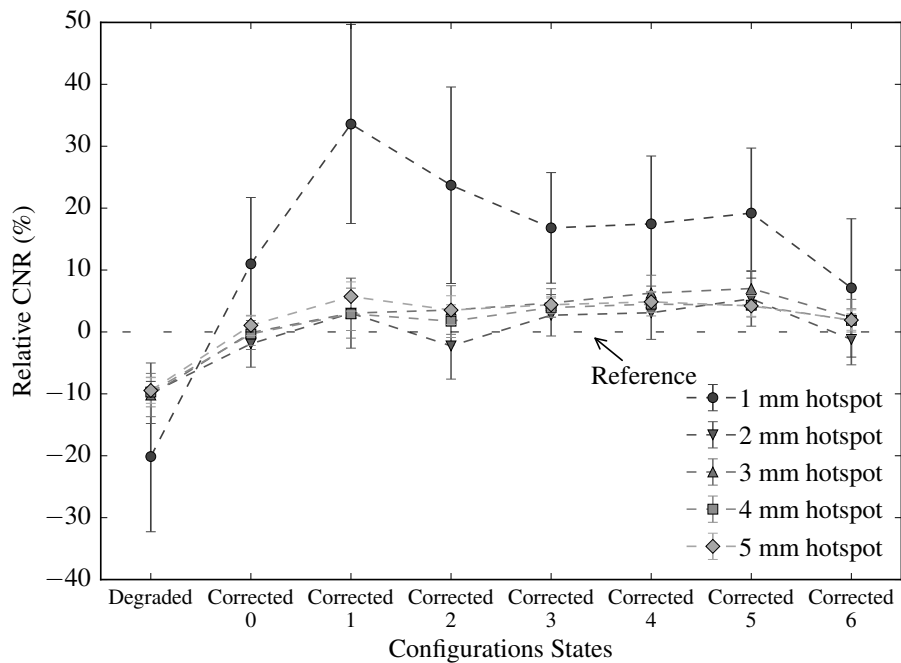


Figure 5.10 Evolution of the hotspots CNR for each configuration state.



Finally, Fig. 5.11 reports the recovery coefficient for the 1 mm hotspot. Although the measurement errors are large for this parameter, the gain in recovery coefficient becomes statistically significant at the *Corrected 3* state. Other recovery coefficients are not shown as the variations were all within the error margins. Similarly, spill-over ratios were also evaluated but variations were all within the error margins.

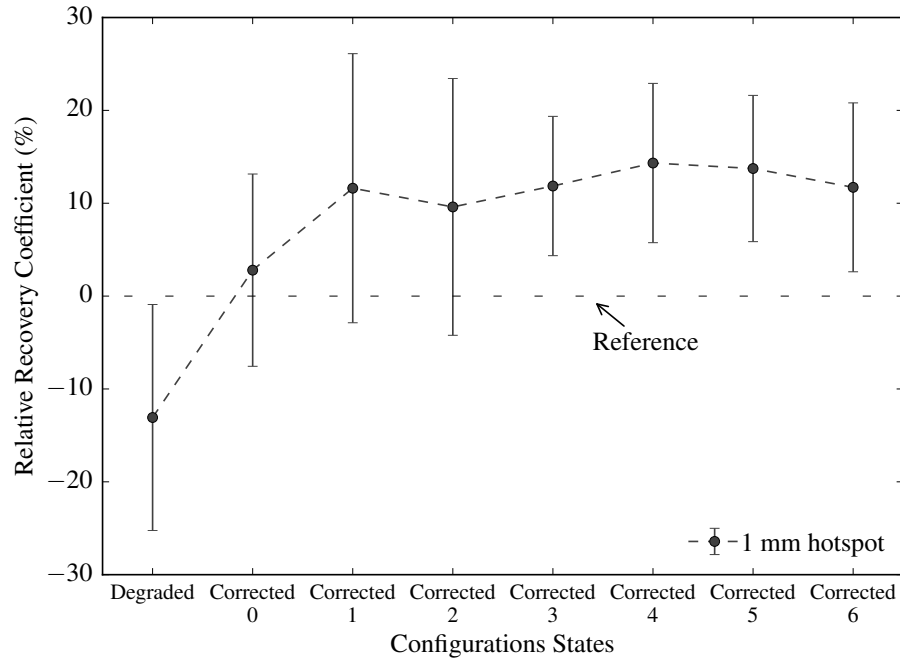


Figure 5.11 Evolution of the 1 mm recovery coefficient for each configuration state.

## 5.7 Discussion

Over the course of multiple successive runs of SIDOP, the number of faulty channels identified in each run was found to decrease until reaching a minimum value (Fig. 5.4) of approximately 50 faulty channels. A potential explanation for the plateau is that some faults cannot be corrected by SIDOP and it would need further training to diagnose them properly. Further inspection revealed that some channels were found to be in that situation, so this explanation holds.

Similarly, the *Health Indicator* increased throughout the experiment and tended toward a *plateau* but never reached the *Reference State* value (Fig. 5.6). This is intriguing as some corrected states performed better in terms of both CNR and uniformity. Furthermore, correlation coefficients showed that both uniformity and sensitivity were correlated to

the *Health Indicator*, but the correlation with CNR was inconclusive. The link between uniformity and sensitivity can be explained by the contribution of the *Sensitivity Indicator* to the *Health Indicator*, since a higher value of that indicator would mean that a channel has better counting statistics, therefore, less noise. These observations would indicate that, while there is a link between some performance parameters and the *Health Indicator*, many factors play a role in the indicator and perhaps a more informed approach for defining the contributions of each parameters to the indicator would be beneficial.

Regarding the controls set in place to verify that count rate, dead time and decay-corrected acquisition time would not introduce unwanted variations, results confirm that no bias was introduced. For all phantom types and run combinations, there was always a strong correlation for the CNR parameter and a fair correlation for the sensitivity parameter. On the other hand, correlations for the uniformity parameter were inconclusive and more data points would be required to confirm any trend in this parameter. Nevertheless, inconsistent trends were not introduced in the results due to the acquisition sequence randomization that was performed. Using this method, unwanted variations would appear as unaccounted noise in performance parameters, which may perhaps explain the observed variations in the performance parameter plots. Some of those variations could arise from small phantom misalignment between acquisition runs.

Lastly, applying the corrections proposed by SIDOP resulted in improvements on all extracted image quality parameters. Moreover most image quality parameters reached a higher value than the *Reference State* which was assumed to be close to optimal performance, given that the LabPET<sup>TM</sup> scanners at the Sherbrooke Molecular Imaging Center are systematically monitored and maintained in optimal conditions. The only odd result is the relative uniformity parameter of Fig. 5.8 that shows a downwards trend followed by an unexpected upwards trend. No such trend was observed for the evolution of the other image quality parameters or the *Health Indicator*. A plausible hypothesis for this unexpected behavior would be that SIDOP traded off some uniformity performance for improving CNR and sensitivity. Considering that SIDOP corrections are based on improving the global *Health Indicator*, not any of the parameters individually, some atypical variations in one parameter may well be tolerated, as long as the overall behavior of the system gets improved.

## 5.8 Conclusion

The SIDOP channel fault detection and diagnosis artificial intelligence based QC system for small animal PET scanners was implemented and operated on a LabPET<sup>TM</sup> scanner for a number of successive iterations. The results show that SIDOP is able to detect and automatically correct a majority of faulty channels, resulting in noticeably increased CNR by 8,5 % (with a 95% confidence interval (CI) of [7,6, 9,3]), improved uniformity %STD by 17,0 % (CI : [15,3, 18,7]) and increased sensitivity by 6,8 % relative to a sub-optimally configured scanner. Even compared to an optimally maintained scanner, the results show a statistically significant increase of most performance parameters. Based on these results, it is believed that scanner operators may benefit from using SIDOP to help them perform daily quality control on existing LabPET<sup>TM</sup> scanners. Further investigation of the potential improvements on quantification parameters extracted through ROI analysis or SUV estimation would confirm that researchers could also benefit from SIDOP. Finally, such assistance may well become compelling for newer generation PET scanners where the number of detectors and data acquisition system is bound to increase by at least an order of magnitude [74].

## Acknowledgment

The author thanks the members of the *Groupe de Recherche en Appareillage Médical de Sherbrooke* (GRAMS) and the Sherbrooke Molecular Imaging Center (CIMS) for their cooperation in this project.

## 5.9 Compléments au troisième article

Le court paragraphe sur l'extraction des paramètres des images ne reflète pas le travail mis en place pour en arriver aux résultats présentés. Le problème est que les variations des paramètres d'images causées par les fautes de canaux sont parfois inférieures à 10 %. Donc, l'erreur d'estimation de ces paramètres doit être minimisée pour être en mesure de quantifier l'impact de SIDOP sur ces paramètres.

Tous les paramètres d'images sont extraits à partir des voxels inclus dans des régions d'intérêt définies en fonction de la mire acquise. Ainsi, le nombre de voxels dans les zones d'intérêt a une influence directe sur l'erreur d'estimation, mais ce nombre dépend uniquement de la taille physique des différentes régions de la mire et de la taille des voxels des images reconstruites. Ceci explique des barres d'erreur plus grandes pour le point chaud de 1 mm que pour le point chaud de 5 mm de la figure 5.7. Cependant, ni les paramètres de la mire ni la taille des voxels ne peuvent être modifiés donc cette erreur ne peut pas être diminuée dans le présent contexte.

Une autre source d'erreur est dans le positionnement des zones d'intérêt, un mauvais placement de celles-ci par rapport à la position réelle de la mire lors de l'acquisition entraînerait une erreur systématique. Comme les voxels ont une dimension transaxiale de 0,5 mm, il est certain qu'une erreur de positionnement de seulement un pixel pourra grandement influencer les résultats pour le point chaud de 1 mm de la mire NEMA, quoique celui-ci aura plus de 1 mm sur les images dû à la dégradation de la résolution spatiale de l'appareil. C'est pour cette raison qu'une méthode optimisée de positionnement des zones d'intérêt par recalage est proposée.

### 5.9.1 Recalage d'image

Il est important de noter que la mire était placée, dans la mesure du possible, au même endroit dans le scanner pour chacune des acquisitions. Malgré ces précautions, il reste une imprécision dans la position de la mire, surtout dans l'orientation axiale, ce qui force la définition des zones d'intérêt pour chacune des acquisitions. Une approche de recalage d'un modèle de la mire sur les images reconstruites pour effectuer le positionnement permet d'utiliser le maximum d'information connu a priori afin de minimiser l'erreur de positionnement. Pour incorporer plus d'information a priori, la résolution spatiale optimale du scanner, évaluée auparavant [14], peut aussi être incluse dans le modèle en la convoluant au modèle de la mire avant d'effectuer le recalage.

Initialement, le recalage était effectué en cherchant le point maximum d'une corrélation entre le modèle de la mire et les images à l'aide d'un script Python. Cette méthode fonctionnait adéquatement pour des tranches 2D des images, mais aurait requis beaucoup trop de temps à compléter pour les images complètes (3D). Cependant, pour maximiser le recalage et permettre de corriger les erreurs potentielles entre l'orientation axiale du scanner et celui de la mire, un recalage en des images complètes (3D) est requis. Comme la corrélation revient à tester tous les points dans l'espace de solution, une alternative pour accélérer le traitement est d'utiliser des méthodes d'optimisation pour parcourir l'espace de solution en convergeant vers le point maximum sans avoir à tester tous les points. C'est cette constatation qui a mené à l'utilisation de la librairie *Insight Segmentation and Registration Toolkit* (ITK) [1] pour créer les outils de recalage et d'extraction de paramètres nécessaires en C++.

Donc, l'impact sur la qualité des images de l'utilisation de SIDOP a été démontré et il reste à tirer des conclusions de ces résultats pour discuter des conditions d'utilisation du système proposé et des perspectives à plus long terme.



# CHAPITRE 6

## DISCUSSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Les critères de performance extraits de tous les modules composant SIDOP permettent de conclure sur l'atteinte des objectifs de la thèse et d'établir les conditions entourant l'utilisation de SIDOP. La prochaine section se penche sur une telle discussion et est suivie par l'examen des perspectives entourant l'utilisation et l'amélioration de SIDOP.

### 6.1 Discussion

Il a été démontré que SIDOP est en mesure de détecter et prioriser les canaux en fautes d'un scanner TEP. Les performances de détection de fautes sont excellentes sauf pour les fautes n'ayant pas une grande sévérité, mais ces fautes ont, par définition, un plus faible impact sur les performances. Toutefois, il reste que la supervision par un professionnel est recommandable dû au taux de faux positifs qui est modéré. SIDOP peut facilement s'intégrer aux procédures de QC, car il ne requiert que des données de normalisation qui sont déjà nécessaires à la reconstruction et que le temps de traitement pour effectuer un diagnostic est modeste. Advenant que le temps de traitement soit jugé trop long, cette tâche pourrait être conduite pendant la nuit, suite à la normalisation, pour éviter toute perte de temps. D'autre part, les résultats du diagnostic et de l'évaluation de la sévérité des corrections à apporter attestent que SIDOP peut aussi aider les professionnels dans ces éléments du QC et il a même été confirmé que SIDOP peut améliorer la qualité des images même lorsqu'il est utilisé sans supervision.

Bien que les performances soient encourageantes, il arrive parfois que l'estimation de sévérité des fautes propose des corrections erronées. La base de connaissances comporte une multitude de types de fautes, soit l'augmentation et la diminution de la tension de polarisation ainsi que du seuil de bruit sur cinq niveaux discrets, aussi appelés sévérités, et de niveaux choisis aléatoirement selon une distribution gaussienne. Cependant, les fautes de type gaussiennes sont sous-représentées dans la base de connaissances, car celles-ci ont seulement été introduites à la dernière acquisition. Avec assez de données, les sévérités gaussiennes vont mieux représenter l'état réel du scanner que des niveaux discrets, il serait

donc avantageux d'augmenter la proportion de ces fautes dans la base de connaissances. Un autre type de fautes sous-représenté dans les données d'entraînement pouvant expliquer le problème d'estimation de sévérité est les fautes comportant une combinaison d'erreurs de la tension de polarisation et du seuil de bruit. Il est possible d'introduire rapidement ces types de fautes à la base de connaissances de façon artificielle comme expliqué aux sections 3.6 et 4.5 ou tout simplement de laisser les professionnels ajouter les fautes dans la base de données au fur et à mesure.

SIDOP est en mesure d'améliorer la qualité des images produites et par conséquent de répondre à la question de recherche, mais les professionnels étaient capables d'y arriver par un QC adéquat. Il convient donc d'explorer la façon dont SIDOP pourrait être déployé pour aider les professionnels dans leurs tâches et ainsi de maximiser l'impact de ces deux acteurs sur la qualité des scanners. La capacité de traitement et la rapidité d'exécution sont certainement des avantages d'un système intelligent de diagnostic par rapport aux méthodes manuelles. Au lieu de demander aux professionnels d'inspecter les canaux un par un ou d'utiliser des moyens détournés d'identification des canaux en fautes, SIDOP est en mesure d'effectuer cette tâche efficacement laissant seulement aux professionnels la tâche de contre-valider les canaux identifiés. La contre-validation est aussi simplifiée, car toute l'information nécessaire est disponible dans l'interface graphique ce qui permettra additionally au professionnel de poser un diagnostic. Le professionnel pourra ensuite confirmer son diagnostic avec celui proposé par SIDOP pour renforcer sa confiance envers celui-ci ou pour le remettre en question. Au fil des corrections, la base de données des corrections apportées au scanner pourra aider les professionnels dans leurs tâches et, en parallèle, augmentera les données d'entraînement menant possiblement à de meilleures performances des différents modules de SIDOP.

Quoiqu'il reste certains aspects qui pourraient être améliorés, les travaux ont permis de répondre aux objectifs posés qui étaient : d'identifier des méthodes d'IA appropriées à chacun des modules, d'implanter SIDOP de façon hiérarchique et modulaire, de valider la détection et le diagnostic et d'évaluer l'impact sur la qualité d'image. Le premier article répond partiellement aux trois premiers objectifs alors que le second les complète. Finalement, le troisième article réalise le dernier objectif permettant de répondre à la question de recherche qui cherchait à savoir si un système de détection et diagnostic de fautes d'un appareil TEP pouvait améliorer la qualité des images produites.



## 6.2 Perspectives

Il serait maintenant intéressant d'approfondir plusieurs sujets pouvant possiblement maximiser le rendement scientifique des travaux et de favoriser l'adoption de SIDOP comme un outil de choix en QC. Dans cette optique, cette section décrit plusieurs pistes prometteuses en commençant par la possibilité d'évaluer SIDOP sur d'autres scanners LabPET<sup>TM</sup> pour ensuite évaluer d'autres méthodes de diagnostic. Enfin, il faudrait aussi promouvoir l'utilisation du système proposé et l'adapter à la prochaine génération de scanners LabPET<sup>TM</sup>.

### 6.2.1 Évaluation sur d'autres scanners

Une lacune de l'étude exposée au chapitre 5 est qu'elle ne présente des résultats que sur un scanner. De plus, le scanner évalué est aussi celui sur lequel la prise de données d'entraînement a été conduite. Cette lacune laisse place à une inquiétude où l'on pourrait présumer que SIDOP ne fonctionnerait que sur ce scanner. En autres mots, il serait possible que l'entraînement ne généralise pas pour tous les scanners LabPET<sup>TM</sup>, mais qu'il soit plutôt spécifique au scanner du CIMS. Pour valider cette hypothèse, il faut faire l'évaluation décrite au chapitre 5 sur des scanners dans d'autres centres d'imagerie et comparer les résultats. S'il y a réellement une spécificité au scanner du CIMS, il faudra acquérir des données d'entraînement des autres scanners et alors deux options seront possibles : de les intégrer à la base de connaissances existante ou de créer une base de connaissances unique pour chaque scanner. L'option d'une seule base de connaissances semble plus simple à gérer, mais il faudrait évaluer les deux options pour prendre une décision éclairée.

### 6.2.2 Réseaux probabilistes

La section 2.4.1 fait référence aux réseaux probabilistes comme une méthode permettant d'intégrer l'incertitude aux systèmes experts. Cette méthode pourrait être utilisée pour la détection ainsi que le diagnostic de fautes de canaux. Elle serait intéressante, car elle permet d'intégrer une connaissance d'expert, par l'entremise du graphe conditionnel, ainsi que des données d'entraînement, sous forme de tables de probabilités.

La figure 6.1 propose un modèle simpliste des variables et dépendances des caractéristiques d'un canal d'acquisition du scanner LabPET<sup>TM</sup> qui serait un bon départ pour intégrer cette méthode à SIDOP. Le modèle se limite au diagnostic de fautes de canaux d'acquisition du scanner et ignore les autres composantes, qui pourraient être représentées par d'autres réseaux bayésiens. Les paramètres de configuration sont la tension de polarisation de la photodiode, le seuil de bruit et la température, qui peut être contrôlée indirectement en

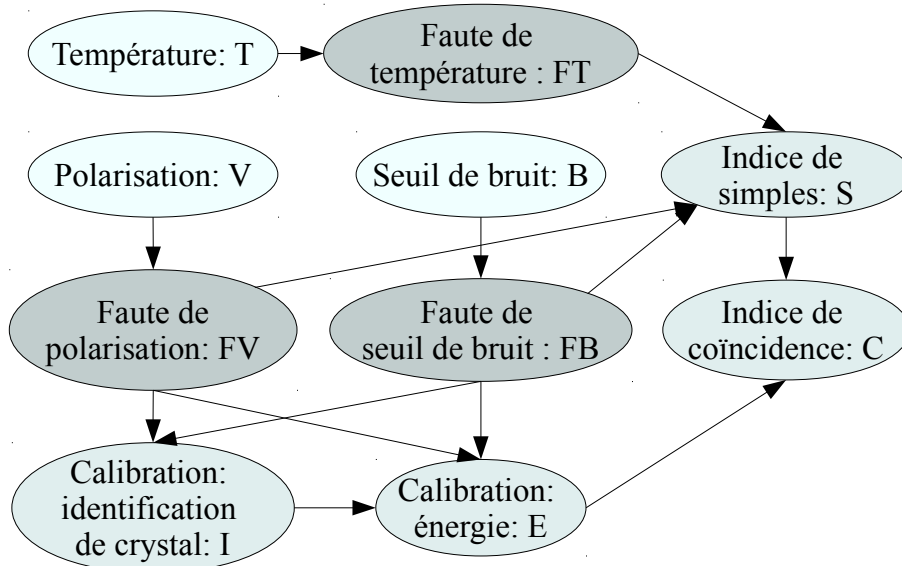


Figure 6.1 Solution potentielle : réseau bayésien d'un canal d'acquisition du scanner LabPET<sup>TM</sup>.

ajustant la climatisation de la salle des scanners. La portée des paramètres serait alors divisée en plusieurs sous-ensembles (ex. polarisation : élevée, moyenne, basse). Ces paramètres influencent respectivement les problèmes à identifier, soit les fautes de température, de polarisation et de seuil de bruit qui seraient eux aussi divisés en sous-ensembles (ex. faute de polarisation : trop élevée, acceptable, trop basse). La dépendance ici s'explique par le fait que les fautes sont fortement liées aux paramètres de configurations (ex. une faute de seuil de bruit trop faible sera plus probable si le seuil de bruit est élevé donc,  $P(\text{FB} = \text{trop faible} | B = \text{élevé}) > P(\text{FB} = \text{trop faible} | B = \text{moyenne})$ ).

### 6.2.3 Mise en utilisation

Parallèlement, il faudrait promouvoir l'utilisation quotidienne de SIDOP sur le scanner du CIMS pour maximiser les retombées des travaux. Le chapitre 4 mentionne l'installation de SIDOP sur un ordinateur portable placé dans la salle des opérations des appareils du centre d'imagerie. Pour favoriser l'utilisation, des rencontres de formation avec les professionnels pourraient inciter ceux-ci à incorporer SIDOP dans leurs méthodes de travail. Il pourrait aussi être souhaitable de tirer profit de la base de données des fautes et des corrections apportées en générant des rapports que les professionnels jugeraient nécessaires.

Une autre possibilité à explorer serait d'apporter les modifications requises pour faire fonctionner SIDOP sur les scanners LabPET<sup>TM</sup> d'une longueur axiale de 4 cm. Ces scanners sont plus répandus que la version de 8 cm et le CIMS possède aussi un scanner de ce type.

La seule raison que SIDOP a initialement ciblé la version de 8 cm est que celle-ci comporte le double de canaux d'acquisition et donc pose un plus gros problème au QC. Cependant, le scanner de 4 cm possède certaines caractéristiques uniques à considérer telles que des cristaux scintillateurs ayant des profondeurs différentes à l'intérieur du même scanner. Les modifications requises au système seraient donc de faire des cas d'exceptions pour que SIDOP ne détecte pas ces différences comme des fautes.

### 6.2.4 LabPET II

Une autre perspective intéressante serait d'intégrer SIDOP à la prochaine génération de scanners LabPET<sup>TM</sup> [12, 15]. Bien qu'un système de détection et diagnostic de fautes soit important pour la première génération de scanners, il est critique pour la seconde génération qui augmente le nombre de canaux d'un ordre de grandeur pour, entre autres, passer vers une résolution spatiale sous-millimétrique. Il y a cependant des différences majeures entre les deux générations par rapport aux méthodes de fonctionnement de SIDOP.

Premièrement, la tension de polarisation des PDA n'est pas un paramètre unique pour chaque canal, mais est commune à une matrice de 32 canaux. Cette particularité introduit une interdépendance entre les canaux qui va complexifier davantage le diagnostic et les corrections. Une autre nuance, pour l'extraction de l'énergie des événements, est que la nouvelle génération de scanners ne numérise plus les signaux au complet de chaque pixel, mais utilise plutôt une méthode similaire au temps au-dessus du seuil (ToT) mais avec deux seuils. Encore une fois, ces seuils ne sont configurables que par matrice de canaux, mais ceux-ci doivent être choisis à des endroits précis dans le signal des événements pour minimiser le bruit de la mesure d'énergie et du temps d'arrivée. Ces paramètres ne permettent donc pas d'optimiser le scanner en fonction de particularité de canaux et c'est pour cette raison qu'il est nécessaire d'ajuster le gain de la chaîne d'acquisition pour chacun des canaux. Contrairement au cas du scanner LabPET<sup>TM</sup>, une procédure de calibration a été développée pour optimiser ces paramètres pour chaque canal et est intégrée au panneau de contrôle du scanner [54].

SIDOP pourrait donc tirer profit de la procédure de calibration pour simplifier l'optimisation des canaux d'acquisitions du scanner. Une option serait de laisser la responsabilité d'ajuster la tension de polarisation et les seuils de ToT à la calibration et de seulement agir sur le gain des chaînes d'acquisitions individuelles. De cette manière, les méthodes de diagnostic seraient beaucoup plus similaires à celles présentement utilisées pour LabPET<sup>TM</sup> et il n'y aurait pas une duplication des fonctionnalités. Une autre option serait de modéliser

l'interdépendance des canaux à l'aide d'un réseau probabiliste similaire à celui présenté précédemment.

Pour les modules de plus haut niveau, la hiérarchie du scanner LabPET II est différente de celle de LabPET<sup>TM</sup>, mais pas suffisamment pour causer des problèmes puisque le diagnostic de ces modules se base uniquement sur la proportion de sous-modules en fautes tel que mentionné à la section 4.9.3.

# CHAPITRE 7

## CONCLUSION

### 7.1 Sommaire

Les procédures de QC sont critiques au bon fonctionnement des appareils TEP, car ceux-ci sont des appareils de haute technologie comportant de multiples systèmes devant être ajustés fréquemment. Plus spécifiquement, les scanners TEP précliniques découlent directement d'efforts de recherche, comme c'est le cas du scanner LabPET<sup>TM</sup> qui provient, en grande partie, du travail interdisciplinaire des membres du CIMS et du GRAMS. Pour relever les défis de la TEP préclinique, le gain en popularité des systèmes à détecteurs pixelisés, dont le scanner LabPET<sup>TM</sup>, accentue le besoin de simplifier les procédures de QC. La conception d'un système intelligent FDD d'un appareil TEP cadre bien dans ce problème d'entretien des appareils TEP parce qu'il vise à réduire les opérations manuelles au minimum.

Le chapitre 1 de cette thèse introduit le sujet en détail et a défini les objectifs de la thèse ainsi que les contributions originales escomptées. Ensuite, le chapitre 2 présente une analyse de l'état de l'art couvrant la TEP, le contrôle de qualité, les modules de calibration d'un scanner TEP et finalement les systèmes intelligents. Les chapitres 3, 4 et 5 présentent des articles décrivant les travaux de recherche qui ont mené à la réalisation des objectifs. Finalement, le chapitre 6 propose une discussion des résultats obtenus et des pistes possibles pour améliorer les résultats et favoriser le bon fonctionnement des appareils TEP.

La question de recherche cherchait donc à déterminer si un système tel que SIDOP pouvait améliorer la qualité des images produites afin de confirmer la plausibilité d'automatiser certaines tâches du QC. Les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse ont permis, suite à une analyse approfondie des modules des appareils TEP, de concevoir, de valider et d'évaluer SIDOP. Les résultats découlant de l'introduction de fautes artificielles montrent clairement que SIDOP est en mesure de détecter et de diagnostiquer correctement la majorité des canaux en fautes d'un scanner TEP. Les résultats obtenus présentent une exactitude équilibrée atteignant 91 %. Quoiqu'encourageants, ces résultats ne répondent pas directement à la question de recherche et c'est l'évaluation de l'impact de l'utilisation de SIDOP sur la qualité des images qui a permis d'y répondre en montrant, entre autres,

une amélioration de 8,5 % (avec un intervalle de confiance (CI) à 95% de [7,6, 9,3]) du rapport contraste sur bruit. Suite à cette étude, il est clair que l'utilisation automatique de SIDOP peut non seulement améliorer la qualité des images, mais aussi mener un scanner dans un état initialement dégradé à un niveau de performance similaire à celui d'un scanner dans un état optimal.

SIDOP est donc un outil puissant pour les professionnels responsables des scanners LabPET<sup>TM</sup>, car il est en mesure d'appliquer un algorithme de FDD sur un très grand nombre de canaux de détection. De plus, SIDOP offre aux professionnels toute l'information requise pour valider le diagnostic et ensuite mettre à jour le journal d'entretien du scanner.

## 7.2 Contributions

Pour faire un retour sur la section 1.3, au meilleur de nos connaissances SIDOP est le premier, et encore le seul, système FDD appliqué à un scanner scanner TEP répertorié dans la littérature ou les brevets. Les travaux de cette thèse contribuent à plusieurs aspects du QC en TEP. Premièrement, l'identification des paramètres permettant le diagnostic a révélé plusieurs nouveaux facteurs d'intérêt pour cette tâche. Ensuite, l'automatisation de la procédure de détection et diagnostic de fautes à l'aide de méthodes d'intelligence artificielle est novateur en TEP. En fait, il y a un manque dans l'état de l'art pour tout type d'automatisation de ces procédures. L'évaluation quantitative de l'impact de différents types de fautes de canaux de détection sur la qualité des images contribue aussi à l'avancement des connaissances, car c'est encore un sujet où l'état de l'art est incomplet dans le domaine. Finalement, les résultats de la validation et de l'évaluation des performances de SIDOP établissent un cadre de référence pour de futurs systèmes FDD de scanners TEP et il faut relever que ceux-ci sont publiés dans un journal international prisé dans le domaine.

Pour ce qui est des contributions de l'auteur aux travaux présentés dans cette thèse, l'auteur était le responsable de la conception et de la mise en place du plan de travail, de la collecte de données et de l'analyse et interprétation des résultats. De ces éléments, une grande partie de l'innovation provient de la conception, qui a été complétée par l'auteur uniquement et les différents coauteurs ont grandement contribué à tous les autres éléments de la réalisation de ce projet.

## 7.3 Ouverture

Les résultats obtenus pourraient amorcer le début des systèmes intelligents FDD d'appareils TEP et même d'appareils d'imagerie médicale en général. Le vide de l'état de l'art est un avantage, car le chemin est libre à d'autres étudiants en génie informatique du GRAMS de contribuer à une multitude de nouveaux projets dans le domaine. L'évaluation de SIDOP sur d'autres scanners LabPET<sup>TM</sup> pour confirmer que celui-ci performe acceptablement sur tous les scanners, dans différents environnements, est une piste intéressante dans un futur rapproché. Il faudra toutefois considérer d'adapter les méthodes d'entraînement si les performances sont significativement inférieures à celles présentées dans cette thèse. À plus long terme, la prochaine génération de scanners LabPET<sup>TM</sup> nécessitera SIDOP dû à l'augmentation substantielle du nombre de canaux d'acquisition. Cependant, ce projet est complexe parce que les éléments configurables des deux générations ne sont pas compatibles et, plus précisément, que la nouvelle génération introduit une interdépendance entre les canaux.





# ANNEXE A

## DÉTAILS MÉTHODOLOGIQUES

Ce chapitre vise à permettre la pérennité des travaux en fournissant des détails méthodologiques requis afin de reproduire les résultats en plus d'expliquer les choix technologiques faits dans le cadre des travaux. Premièrement, il est important de mentionner que toute information manquante ou ambiguë peut être retrouvée dans le dépôt de gestion de version GIT du code source à l'adresse suivante : `gramssvn.3it.usherbrooke.ca:/CMC/grams/logiciel/scanner_diagnosis/scanner_diagnosis.git`. Le code source comprend : le code C++ du système intelligent et des outils d'intelligence artificielle développés (requiert le standard c++14), le code Python de l'interface graphique ainsi que les scripts de traitement des résultats. Il faut noter que le code a seulement été testé sous Linux.

Les bibliothèques utilisées pour la mise en œuvre des systèmes intelligents sont :

- ALGLIB [19] : Une bibliothèque C++ fournissant divers algorithmes d'optimisation et de classification.
- CLIPS [81] : Une bibliothèque C fournissant un environnement pour développer des systèmes experts à base de règles.
- FuzzyLite [79] : Une bibliothèque C++ permettant la mise en œuvre de systèmes de logique floue.
- ITK [1] : Une bibliothèque C++ de segmentation et de recalage d'images.

Il faut noter que ALGLIB et Fuzzylite sont inclus dans le code source. De plus, les bibliothèques suivantes sont requises : boost, libxml2, png, python, readline, sqlite et tiff.

### A.1 Méthodes d'IA utilisées

Pour chacun des modules, différentes méthodes de traitement de signal et d'IA ont été utilisées. Cette section présentera les éléments ayant poussé au choix de ces méthodes et les détails techniques de l'implantation de celles-ci. Cependant, les méthodes choisies ne sont pas nécessairement les méthodes optimales, mais plutôt des méthodes qui ont été jugées suffisantes pour arriver à un premier système fonctionnel pouvant ensuite être amélioré.

#### A.1.1 Extraction de paramètres

**Évaluation de paramètres d'identification de cristal à partir des histogrammes des pôles :** Pour permettre d'évaluer la sensibilité du test d'hypothèse, il faut être en mesure d'identifier les paramètres des gaussiennes représentant la distribution des pôles des 2 cristaux. Ceci équivaut donc à trouver les paramètres d'une mixture de deux gaussiennes.

Une méthode populaire pour résoudre ce problème est d'utiliser l'algorithme d'espérance-maximisation pour permettre l'estimation du maximum de vraisemblance. Cependant, un problème lié à cet algorithme est qu'il a tendance à converger vers un maximum local. C'est pour cette raison que les paramètres initiaux sont choisis selon une connaissance a priori du problème :

- Le ratio des gaussiennes est fixé à 60/40.
- La moyenne des gaussiennes est fixée en trouvant la position des maximums dans l'histogramme.

L'évaluation sur des milliers de canaux a permis d'arriver à des conditions de stoppage de 100 itérations ou alors lorsque les paramètres varient de moins de  $1 * 10^{-6}$  d'une itération à l'autre. De plus, lorsque le coefficient de détermination est inférieur à 0.95, l'estimation est jugée erronée.

### **Évaluation de la résolution en énergie à partir des histogrammes d'énergie :**

Il faut estimer les paramètres de la gaussienne représentant les événements TEP. Dans ce cas, un simple algorithme d'ajustement de courbe est utilisé. L'algorithme d'optimisation Levenberg-Marquardt [64] est mis en œuvre pour y arriver, mais comme dans le cas précédent, les paramètres initiaux et les données utilisées sont choisies :

- Seulement les données de l'histogramme représentant la gaussienne des événements TEP sont fournis à l'algorithme.
- La moyenne de la gaussienne correspond initialement au centre des données fournies.

Encore une fois, l'évaluation sur de multiples canaux a permis de fixer les conditions de stoppage lorsque la norme du vecteur gradient devient inférieure à  $1 * 10^{-4}$ . De plus, lorsque le coefficient de détermination est inférieur à 0.65, l'estimation est jugée erronée.

## **A.1.2 Détection de fautes**

**Extraction des indicateurs de performance :** Le professionnel d'entretien utilise des indicateurs de performance de haut niveau pour décrire l'état d'un canal. Il utilise plusieurs sources d'information et en infère des indicateurs pour la sensibilité, la discrimination en temps, l'identification de cristal et la discrimination en énergie. Pour tirer profit de son expérience, un système s'appuyant sur des règles d'inférence a été choisi. Cependant, comme le professionnel n'a pas de règles précises et que les données présentent de l'incertitude, un système à base de logique floue a été mis en place.

Pour expliquer le choix de règles de logique floue, il faut noter l'existence préalable d'un système d'aide au professionnel utilisant l'écart du taux simple d'un canal par rapport à la moyenne des canaux du scanner pour caractériser ceux-ci. C'est en se basant sur cette approche que les variables d'entrée du système sont divisées en 5 fonctions d'appartenance correspondant à des écarts par rapport à la médiane du scanner. Les fonctions d'appartenance choisies pour les extrémités sont des rampes, alors que les autres correspondent à des triangles et tous se croisent à mi-hauteur. Cependant, plusieurs entrées sont prises

en compte pour arriver à une sortie. Par exemple, dans le cas de l'indicateur de la discrimination en énergie, celui-ci compte 3 entrées distinctes, soit : l'énergie associée au seuil de bruit, la résolution en énergie estimée et la dérive du photopic par rapport à la valeur calibrée. La valeur de sortie comporte elle aussi 5 termes et les règles pour faire correspondre une entrée vers la sortie ont été déterminées avec le professionnel tout en s'assurant que la valeur résultante *défuzzifiée* soit distribuée assez uniformément dans l'ensemble des canaux du scanner. De plus, le système multiplie les entrées en ayant différents niveaux hiérarchiques d'écart de la médiane. Un canal est alors comparé non seulement à la médiane du scanner globalement, mais aussi à la médiane des canaux : de sa carte concentrateur, de sa carte numérique et de sa carte analogique. Si on reprend ensuite l'exemple de l'indicateur de la discrimination en énergie, celui-ci compte 3 entrées distinctes ayant 4 niveaux hiérarchiques, alors le système de logique floue compte 12 entrées. Un exemple de règle de logique floue est présenté ici (HIQR correspond à la moitié de l'étendue interquartile) :

```
if EnergyResolution is NEAR_3_HIQR_HI then Energy is FAILED
```

Les données de chaque canal utilisées pour évaluer les médianes sont préalablement stockées dans une base de données locale SQLite [3]. Il est donc possible d'augmenter le nombre de données utilisées en ajoutant des résultats à la base de données. De plus, des informations complémentaires y sont aussi stockées, comme les détails des modifications de configuration effectuées, puisque ces informations seront très utiles à l'entraînement du système de détection et de diagnostic de fautes utilisant des méthodes d'apprentissage machine. Les données dérivées, comme les indicateurs de performance, y sont aussi stockées. À titre indicatif, la base de données contient maintenant 14 acquisitions différentes, ce qui donne environ 40000 canaux.

**Extraction de l'indicateur de santé globale :** Pour extraire l'indicateur de santé globale pour chacun des canaux, des poids sont appliqués à chacun des indicateurs de performance pour les fusionner en un seul indicateur. Ces poids correspondent au premier vecteur propre d'une analyse en composantes principales faites sur les données des indicateurs contenues dans la base de données.

### A.1.3 Priorisation de fautes

Pour ce qui est de la priorisation de fautes, l'algorithme de partitionnement de données DBSCAN [85] a été utilisé pour déterminer les clusters de canaux en fautes et leur taille. Les paramètres déterminés expérimentalement sont  $\varepsilon=0,005\text{ m}^2$  et une densité de 0.25. Ces paramètres assurent que seulement les canaux adjacents feront partie d'un même cluster.

### A.1.4 Diagnostic de fautes

**Système expert à base de règles :** Ce système tente de reproduire le même raisonnement que le professionnel pour arriver à expliquer le diagnostic à celui-ci dans ses termes. Les systèmes experts à base de règles sont idéals pour cette tâche, car ils permettent de modéliser le raisonnement à l'aide des règles d'inférence. Donc, les entrées de ce système sont les critères de performance ainsi que les paramètres de calibration. Une règle typique

serait : si la sensibilité des canaux est faible et que l'identification de cristal ainsi que la discrimination en énergie ne sont pas optimales, alors le canal est lui-même faible. Ce nouveau fait sera alors utilisé par d'autres règles pour arriver au diagnostic. On compte une trentaine de ces règles, mais il aurait fallu les complexifier davantage pour arriver à discriminer les cas où plusieurs diagnostics étaient plausibles. Voici un exemple de l'une de ces règles dans le format requis par CLIPS :

```
;
; If strength is low, identification and energy are not good, then channel is weak.
;
(defrule DIAGNOSIS::Weak
  (Strength (idx ?idx) (level low))
  (Identification (idx ?idx) (level ?identification&~good))
  (Energy (idx ?idx) (level ?energy&~good))
=>
  (assert (Weak (idx ?idx) (justification (str-cat "strength_is_low,_identification_is_"
    ?identification "_energy_is_" ?energy))))
)
```

Il faut cependant noter que ce système ne gère pas l'incertitude, et les entrées doivent donc être traduites en des termes déterministes en utilisant des seuils. Les seuils ont été choisis pour diviser la plage dynamique des entrées et parfois ajustés pour améliorer la discrimination, tel que démontré ici pour l'indicateur de résolution en énergie :

```
; Energy
(defrule MAIN::EnergyFailed
  (object(is-a Channel) (idx ?idx) (energy ?energy))
  (test (< ?energy 0.4))
=>
  (assert (Energy (idx ?idx) (level failed))))
)
(defrule MAIN::EnergyTolerable
  (object(is-a Channel) (idx ?idx) (energy ?energy))
  (test (and (>= ?energy 0.4) (< ?energy 0.6)))
=>
  (assert (Energy (idx ?idx) (level tolerable))))
)
(defrule MAIN::EnergyGood
  (object(is-a Channel) (idx ?idx) (energy ?energy))
  (test (>= ?energy 0.6))
=>
  (assert (Energy (idx ?idx) (level good))))
)
```

**Système de diagnostic à base d'apprentissage machine :** Le système développé devait pouvoir apprendre au fil du temps, alors un système d'apprentissage machine a été évalué. Les étapes de validation de la détection de fautes ont mené à la création d'une base de données d'une taille considérable associant les données des canaux à un type de fautes introduit. Ces données permettent l'apprentissage supervisé d'un système de diagnostic tel que décrit dans la thèse. La section 4.9.1 décrit les précautions prises afin d'éviter un surentraînement.

Un bon nombre des systèmes de détection de fautes étudiés mettent en œuvre l'apprentissage par arbres de décision [17]. Cependant, cette méthode comporte des lacunes dont les plus importantes sont qu'elle est sensible au bruit dans les données et que l'entraînement des arbres ne garantit pas d'atteindre un optimum global. C'est pour cette raison que la première méthode d'apprentissage évaluée a été les forêts d'arbres décisionnels [48]. En entraînant plusieurs arbres, les problèmes de sensibilité au bruit et d'optimum local sont minimisés. Un autre avantage majeur de cette méthode par rapport aux arbres de décision est que chaque diagnostic peut être associé à une probabilité qui correspond au nombre d'arbres menant à ce résultat. Ces facteurs ont été jugés suffisants pour entreprendre une preuve de concept utilisant cette méthode. Dans tous les cas, les résultats peuvent être

utilisés comme base de référence pour évaluer d'autres méthodes qui sembleraient avantageuses.

Initialement, seulement les indicateurs de performance ont été fournis en entrée au système de diagnostic, mais des essais ont démontré un meilleur diagnostic lorsque toutes les données disponibles sont utilisées (soit environ 60 entrées). Les paramètres de la forêt d'arbres menant à une généralisation acceptable sont : entraîner 1000 arbres et que chacun de ceux-ci ne comporte que 2.5% des données d'entraînement. La généralisation a pu être facilement évaluée, car les forêts d'arbres décisionnels permettent la validation croisée de façon intrinsèque, puisque chacun des arbres n'utilise pas toutes les données pour l'entraînement.

Ensuite, tel que mentionné à la section 4.9.2, un perceptron multicouche [82] a été mis à l'essai afin de comparer les résultats à ceux obtenus à l'aide des forêts d'arbres décisionnels. Tout en gardant les mêmes entrées et sorties, plusieurs configurations ont été mises à l'essai, dont l'utilisation de 1 à 3 couches cachées et faire varier le nombre de neurones par couches. La couche de sortie est de type normalisée-SOFTMAX, puisqu'on cherche à classifier les types de fautes. Dans le cas courant, l'utilisation de *k-fold cross-validation* (avec  $k=3$ ) a permis l'évaluation de la généralisation pour arriver à un réseau optimal de 2 couches cachées composées respectivement 80 et 40 neurones. Il faut aussi noter qu'un facteur de régularisation des poids de 10 a été appliqué pour améliorer la vitesse de convergence et l'erreur de généralisation.

**Évaluation de la sévérité des fautes :** Des systèmes similaires ont été entraînés pour évaluer la sévérité des fautes lorsqu'une faute est diagnostiquée. Dans le cas des forêts d'arbres de décision, la configuration optimale est la même pour tous les types de fautes, soit 1000 arbres avec un facteur de sélection de 2%. Pour les réseaux de neurones artificiels, le nombre de neurones par couches est aussi identique pour tous les types de fautes, soit respectivement de 20 et 10 neurones. Cependant, le facteur de régularisation varie de 1000 à 6000, dépendamment du type de fautes.

**Retour sur la détection de fautes :** La section 4.9.2 propose aussi des résultats de détection de fautes par apprentissage machine, mais n'entre pas dans les détails des paramètres des algorithmes évalués :

- K plus proches voisins : utilisation de  $K=3$
- Forêt d'arbres décisionnels : 1000 arbres et un facteur de sélection de 2.5%
- Réseau de neurones artificiels : 2 couches cachées de 80 et 40 neurones. Facteur de régularisation de 30.

## A.2 Recalage d'image

Des contributions qui pourraient être intéressantes pour les étudiants du GRAMS sont les outils de recalage d'image pour permettre l'extraction de paramètres de qualité d'image. Ces outils permettent de recaler l'image par optimisation de la correspondance à un modèle en effectuant des translations et rotations sur les 3 axes. Le modèle de la mire prend en compte la configuration et les dimensions de la mire en plus de la résolution spatiale du scanner dont l'image est tirée. Les outils utilisent la librairie ITK et font, entre autres, usage d'optimisation par essais particuliers pour trouver le recalage optimal. Il est cependant à noter qu'il faut tout de même fournir une position initiale relativement proche de la position réelle pour éviter de converger vers un minimum local.

# LISTE DES RÉFÉRENCES

- [1] (2016). The Insight Segmentation and Registration Toolkit. URL [www.itk.org](http://www.itk.org).
- [2] (2016). wxPython : A GUI toolkit for the Python programming language. URL <http://wxpython.org/>.
- [3] (2017). SQLite. URL <https://www.sqlite.org/>.
- [4] Abu Anas, E. M., Lee, S. Y. et Hasan, K. (2010). Removal of ring artifacts in CT imaging through detection and correction of stripes in the sinogram. *Physics in Medicine and Biology*, volume 55, numéro 22, p. 6911–6930.
- [5] ALICE collaboration (2008). The ALICE experiment at the CERN LHC. *Journal of Instrumentation*, volume 3, numéro 8, p. S08002–S08002.
- [6] Altman, N. S. (1992). An Introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. *The American Statistician*, volume 46, numéro 3, p. 175–185.
- [7] Angeli, C. (2010). Diagnostic expert systems : From expert’s knowledge to real-time systems. Dans *Advanced Knowledge Based Systems : Model, Applications & Research*, chapitre 4, volume 1. Technomathematics Research Foundation, p. 50 – 73.
- [8] Ashrafuzzaman, A., Lee, S. Y. et Hasan, K. (2011). A self-adaptive approach for the detection and correction of stripes in the sinogram : Suppression of ring artifacts in CT imaging. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, volume 2011, p. 1–13.
- [9] ATLAS collaboration (2008). The ATLAS experiment at the CERN large hadron collider. *Journal of Instrumentation*, volume 3, numéro 8, p. S08003–S08003.
- [10] Bailey, D., Townsend, D., Kinahan, P. E., Grootenboer, S. et Jones, T. (1996). An investigation of factors affecting detector and geometric correction in normalization of 3-D PET data. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 43, numéro 6, p. 3300–3307.
- [11] Basheer, I. et Hajmeer, M. (2000). Artificial neural networks : Fundamentals, computing, design, and application. *Journal of Microbiological Methods*, volume 43, numéro 1, p. 3–31.
- [12] Bérard, P., Bergeron, M., Pepin, C. M., Cadorette, J., Tétrault, M.-A., Viscogliosi, N., Fontaine, R., Dautet, H., Davies, M., Deschamps, P. et Lecomte, R. (2009). Development of a 64-channel APD detector module with individual pixel readout for submillimetre spatial resolution in PET. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A : Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, volume 610, numéro 1, p. 20–23.

- [13] Bergeron, M., Cadorette, J., Beaudoin, J.-F., Lepage, M. D., Robert, G., Selivanov, V., Tetrault, M.-A., Viscogliosi, N., Norenberg, J. P., Fontaine, R. et Lecomte, R. (2009). Performance evaluation of the LabPET APD-based digital PET scanner. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 56, numéro 1, p. 10–16.
- [14] Bergeron, M., Cadorette, J., Tetrault, M.-A., Beaudoin, J.-F., Leroux, J.-D., Fontaine, R. et Lecomte, R. (2014). Imaging performance of LabPET APD-based digital PET scanners for pre-clinical research. *Physics in Medicine and Biology*, volume 59, numéro 3, p. 661–78.
- [15] Bergeron, M., Thibaudeau, C., Cadorette, J., Tetrault, M.-A., Pepin, C. M., Clerk-Lamallice, J., Loignon-Houle, F., Davies, M., Dautet, H., Deschamps, P., Fontaine, R. et Lecomte, R. (2015). LabPET II, an APD-based Detector Module with PET and Counting CT Imaging Capabilities. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 62, numéro 3, p. 756–765.
- [16] Brasse, D., Kinahan, P. E., Lartizien, C., Comtat, C., Casey, M. et Michel, C. (2005). Correction methods for random coincidences in fully 3D whole-body PET : impact on data and image quality. *Journal of Nuclear Medicine Technology*, volume 46, numéro 5, p. 859–867.
- [17] Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R. Stone, C. (1984). *CART : Classification and regression trees*. Chapman and Hall, 368 p.
- [18] Buchert, R., Bohuslavizki, K. H., Mester, J. et Clausen, M. (1999). Quality assurance in PET : evaluation of the clinical relevance of detector defects. *Journal of Nuclear Medicine Technology*, volume 40, numéro 10, p. 1657–1665.
- [19] Bystritsky, S. B. et Vladimir (2016). ALGLIB. URL <http://www.alglib.net/>.
- [20] Casey, M., Eriksson, L., Schmand, M., Andreaco, M., Dahlbom, M., Nutt, R. et Paulus, M. (1997). Investigation of LSO crystals for high spatial resolution positron emission tomography. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 44, numéro 3, p. 1109–1113.
- [21] Charest, J., Beaudoin, J.-F., Bergeron, M., Cadorette, J., Arpin, L., Lecomte, R., Brunet, C.-A. et Fontaine, R. (2015). Initial results of applying automatic channel fault detection and diagnosis on small animal digital PET scanners. Dans *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*. IEEE.
- [22] Charest, J., Beaudoin, J.-F., Bergeron, M., Cadorette, J., Arpin, L., Lecomte, R., Brunet, C.-A. et Fontaine, R. (2016). Impacts of intelligent automated quality control on a small animal APD-based digital PET scanner. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 63, numéro 5, p. 2550–2557.
- [23] Charest, J., Beaudoin, J.-F., Cadorette, J., Lecomte, R., Brunet, C. A. et Fontaine, R. (2014). Automatic channel fault detection and diagnosis system for a small animal APD-based digital PET scanner. Dans *IEEE Real-time Conference*. IEEE, p. 1–4.



- [24] Charest, J., Beaudoin, J.-F., Cadorette, J., Lecomte, R., Brunet, C.-A. et Fontaine, R. (2014). Automatic channel fault detection on a small animal APD-based digital PET scanner. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 61, numéro 5, p. 2494–2502.
- [25] Charest, J., Beaudoin, J.-F., Cadorette, J., Lecomte, R., Brunet, C.-A. et Fontaine, R. (2015). Automatic channel fault detection and diagnosis system for a small animal APD-based digital PET scanner. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 62, numéro 3, p. 1070–1076.
- [26] Charest, J., Beaudoin, Jean-Francois Cadorette, J., Lecomte, R. et Brunet, Charles-Antoine Fontaine, R. (2013). Preliminary results of an automatic channel fault detection system on a small animal APD-based digital PET scanner. Dans *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*. IEEE, p. 1–4.
- [27] Chen, K., Reiman, E., Lawson, M., Feng, D. et Huang, S.-C. (1995). Decay correction methods in dynamic PET studies. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 42, numéro 6, p. 2173–2179.
- [28] Cherry, S., Sorenson, J. et Phelps, M. (2003). *Physics in nuclear medicine*, 3<sup>e</sup> édition. Saunders, Philadelphia, 523 p.
- [29] Clerk-Lamalice, J., Bergeron, M., Thibaudeau, C., Fontaine, R. et Lecomte, R. (2012). Evaluation of easily implementable inter-crystal scatter recovery schemes in high-resolution PET imaging. Dans *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*. IEEE, p. 2196–2199.
- [30] De Cataldo, G., Franco, A., Pastore, C., Sgura, I. et Volpe, G. (2011). The ALICE-HMPID Detector Control System : Its evolution towards an expert and adaptive system. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A : Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, volume 639, numéro 1, p. 211–214.
- [31] de Dreuille, O., Maszelin, P., Foehrenbach, H., Bonardel, G. et Gaillard, J. (2004). Principe et technique de la tomographie par émission de positons (TEP). *EMC - Radiologie*, volume 1, numéro 1, p. 2–35.
- [32] Defrise, M. et Régine, T. (2002). La tomographie d’émission de positons. Dans *La tomographie médicale, imagerie morphologique et fonctionnelle*. Hermes Science Publications, Paris, p. 123–148.
- [33] Del Guerra, A., Belcari, N., Giuseppina Bisogni, M., Corsi, F., Foresta, M., Guerra, P., Marcatili, S., Santos, A. et Sportelli, G. (2011). Silicon Photomultipliers (SiPM) as novel photodetectors for PET. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A : Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, volume 648, p. S232–S235.
- [34] Dempster, A. P., Laird, N. M. et Rubin, D. B. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, volume 39, numéro 1, p. 1–38.

- [35] Elhami, E., Samiee, M., Demeter, S., Leslie, W. D. et Goertzen, A. L. (2011). On the significance of defective block detectors in clinical (18)F-FDG PET/CT imaging. *Molecular Imaging and Biology*, volume 13, numéro 2, p. 265–274.
- [36] Ester, M., Kriegel, H.-P., Jörg, S. et Xu, X. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. Dans *Proceedings of 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. p. 226–231.
- [37] Feder, M. et Weinstein, E. (1988). Parameter estimation of superimposed signals using the EM algorithm. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, volume 36, numéro 4, p. 477–489.
- [38] Fenton, W., McGinnity, T. et Maguire, L. (2001). Fault diagnosis of electronic systems using intelligent techniques : A review. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part C : Applications and Reviews*, volume 31, numéro 3, p. 269–281.
- [39] Fontaine, R. (2010). Design considerations for positron emission tomography (PET) scanners dedicated to small-animal imaging. Dans *Electronics for Radiation Detection*, chapitre 6. CRC Press, p. 151–177.
- [40] Fontaine, R., Belanger, F., Viscogliosi, N., Semmaoui, H., Tetrault, M.-A., Michaud, J.-B., Pepin, C., Cadorette, J. et Lecomte, R. (2009). The hardware and signal processing architecture of LabPET<sup>TM</sup>, a small animal APD-based digital PET scanner. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 56, numéro 1, p. 3–9.
- [41] Fontaine, R., Lemieux, F., Viscogliosi, N., Tétrault, M.-A., Bergeron, M., Riendeau, J., Berard, P., Cadorette, J. et Lecomte, R. (2008). Timing improvement by low-pass filtering and linear interpolation for the LabPET scanner. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 55, numéro 1, p. 34–39.
- [42] Fontaine, R., Viscogliosi, N., Semmaoui, H., Belanger, F., Lemieux, F., Tétrault, M.-A., Michaud, J.-B., Berard, P., Cadorette, J. et Pepin, C. M. (2007). Digital signal processing applied to crystal identification in Positron Emission Tomography dedicated to small animals. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A : Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, volume 571, numéro 1-2, p. 385–388.
- [43] Fukunaga, K. (1990). *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, 2<sup>e</sup> édition. Academic Press, 591 p.
- [44] Geoffroy, C., Michaud, J.-B., Tetrault, M.-A., Clerk-Lamalice, J., Brunet, C.-A., Lecomte, R. et Fontaine, R. (2015). Real time artificial neural network FPGA implementation for triple coincidences recovery in PET. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 62, numéro 3, p. 824–831.
- [45] Germano, G. et Hoffman, E. (1988). Investigation of count rate and deadtime characteristics of a high resolution PET system. *Journal of Computer Assisted Tomography*, volume 12, numéro 5, p. 836–846.

- [46] Gottlieb, D., Gustafsson, B. et Forssén, P. (2000). On the direct Fourier method for computer tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, volume 19, numéro 3, p. 223–232.
- [47] Herrmann, J., Kloth, M. et Feldkamp, F. (1998). The role of explanations in an intelligent assistant system. *Artificial Intelligence in Engineering*, volume 12, numéro 1-2, p. 107–126.
- [48] Ho, T. K. et Hill, M. (1995). Random decision forests. volume 1. p. 278–282.
- [49] Hoffman, E. J., Huang, S. C., Plummer, D. et Phelps, M. E. (1982). Quantitation in positron emission computed tomography : 6. Effect of nonuniform resolution. *Journal of Computer Assisted Tomography*, volume 6, numéro 5, p. 987–99.
- [50] Huang, S.-C. et Yu, D.-C. (1992). Capability evaluation of a sinogram error detection and correction method in computed tomography. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 39, numéro 4, p. 1106–1110.
- [51] Hunter, J. D. (2007). Matplotlib : A 2D graphics environment. *Computing in Science & Engineering*, volume 9, numéro 3, p. 90–95.
- [52] IAEA (2009). *Quality Assurance for SPECT Systems*. Numéro 6, IAEA, Vienna, 249 p.
- [53] Jolliffe, I. (2002). *Principal Component Analysis*. Springer, 489 p.
- [54] Jürgensen, N., Arpin, L., Bouziri, H., Njejimana, L., Koua, K., Gaudin, E., Pratte, J.-F., Lecomte, R. et Fontaine, R. (2016). Initial results for automatic calibration of the LabPET II front-end detector module. *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*.
- [55] Kak, A. et Slaney, M. (1988). *Principles of Computerized Tomographic Imaging*. IEEE Press, New York, 329 p.
- [56] Karar, A., Musienko, Y. et Vanel, J. (1999). Characterization of avalanche photodiodes for calorimetry applications. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A : Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, volume 428, numéro 2, p. 413–431.
- [57] Kazarov, A., Radu, A. C. R., Magnoni, L. et Miotto, G. L. (2012). Use of expert system and data analysis technologies in automation of error detection, diagnosis and recovery for ATLAS Trigger-DAQ Control framework. Dans *IEEE Real-time Conference*. p. 1–5.
- [58] Kohannim, O., Hua, X., Hibar, D. P., Lee, S., Chou, Y.-Y., Toga, A. W., Jack, C. R., Weiner, M. W. et Thompson, P. M. (2010). Boosting power for clinical trials using classifiers based on multiple biomarkers. *Neurobiology of Aging*, volume 31, numéro 8, p. 1429–1442.
- [59] Konik, A., Koesters, T., Madsen, M. T. et Sunderland, J. J. (2011). Evaluation of attenuation and scatter correction requirements as a function of object size in small

- animal PET imaging. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 58, numéro 5, p. 2308–2314.
- [60] Lecomte, R., Cadorette, J., Richard, P., Rodrigue, S. et Rouleau, D. (1994). Design and engineering aspects of a high resolution positron tomograph for small animal imaging. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 41, numéro 4, p. 1446–1452.
  - [61] Leonhardt, S. et Ayoubi, M. (1997). Methods of fault diagnosis. *Control Engineering Practice*, volume 5, numéro 5, p. 683–692.
  - [62] Leroux, J.-D. (2010). *3D Reconstruction Artefact Reduction Results : Phase II* (Rapport technique). GAMMA MEDICA-IDEAS, Sherbrooke, 1–19 p.
  - [63] Linkens, D. A. et Abbod, M. F. (1994). Generic system architecture for supervisory fuzzy control. *Intelligent Systems Engineering*, volume 3, numéro 4, p. 181–193.
  - [64] Marquardt, D. W. (1963). An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, volume 11, numéro 2, p. 431–441.
  - [65] Matheoud, R., Goertzen, A., Vigna, L., Ducharme, J., Sacchetti, G. et Brambilla, M. (2011). Five-year experience of quality control for a 3D LSO-based whole-body PET scanner : Results and considerations. *Physica Medica*, p. 1–11.
  - [66] McGill, R., Tukey, J. W. et Larsen, W. A. (1978). Variations of box plots. *The American Statistician*, volume 32, numéro 1, p. 12–16.
  - [67] Michaud, J.-B., Pepin, C. M., Lecomte, R. et Fontaine, R. (2010). ARMAX-RLS parameter-estimation crystal identification in Phoswich PET detectors. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 57, numéro 3 part 1, p. 982–989.
  - [68] Michaud, J.-B., Tetrault, M.-A., Beaudoin, J.-F., Cadorette, J., Leroux, J.-D., Brunet, C.-A., Lecomte, R. et Fontaine, R. (2015). Sensitivity increase through a neural network method for LOR recovery of ICS triple coincidences in high-resolution pixelated-detectors PET scanners. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 62, numéro 1, p. 82–94.
  - [69] Montgomery, D. W. G., Amira, A. et Zaidi, H. (2007). Fully automated segmentation of oncological PET volumes using a combined multiscale and statistical model. *Medical Physics*, volume 34, numéro 2, p. 722–736.
  - [70] Moses, W. (2003). Time of flight in PET revisited. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 50, numéro 5, p. 1325–1330.
  - [71] National Electrical Manufacturers Association (2007). NEMA Standards Publication NU 2-2007 Performance Measurements of Positron Emission Tomographs.
  - [72] National Electrical Manufacturers Association (2008). NEMA Standards Publication NU 4-2008 Performance Measurements of Small Animal Positron Emission Tomographs.

- [73] Negnevitsky, M. (2005). Fuzzy expert systems. Dans *Artificial Intelligence*, chapitre 4, 2<sup>e</sup> édition. Addison-Wesley, p. 87–129.
- [74] Njejimana, L., Tétrault, M.-A., Arpin, L., Burghgraeve, A., Maillé, P., Lavoie, J.-C., Paulin, C., Koua, K. C., Bouziri, H., Panier, S., Attouch, M. W. B., Abidi, M., Cadorette, J., Pratte, J.-F., Lecomte, R. et Fontaine, R. (2013). Design of a real-time FPGA-based data acquisition architecture for the LabPET II : An APD-based scanner dedicated to small animal PET imaging. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, p. 1–1.
- [75] Ollinger, J. (1996). Model-based scatter correction for fully 3D PET. *Physics in Medicine and Biology*, volume 41, numéro 1, p. 153–176.
- [76] Phelps, M. E. (2000). Positron emission tomography provides molecular imaging of biological processes. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, volume 97, numéro 16, p. 9226–9233.
- [77] Polycarpou, I., Thielemans, K., Manjeshwar, R., Aguiar, P., Marsden, P. K. et Tsoumpas, C. (2011). Comparative evaluation of scatter correction in 3D PET using different scatter-level approximations. *Annals of Nuclear Medicine*, p. 1–7.
- [78] Python Software Foundation (2016). Python Language Reference, version 2.7. URL <http://www.python.org>.
- [79] Rada-Vilela, J. (2013). fuzzylite : A fuzzy logic control library written in C++. URL <http://www.fuzzylite.com>.
- [80] Reznik, L. et St. Jacques, R. (2007). Fuzzy expert system shell development with computer security assessment application. Dans *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. IEEE, London, p. 253–258.
- [81] Riley, G. (2008). C Language Integrated Production System (CLIPS). URL <http://clipsrules.sourceforge.net/WhatIsCLIPS.html>.
- [82] Rumelhart, D., Hinton, G. et Williams, R. (1988). Learning internal representations by error propagation. Dans *Readings in Cognitive Science*. Elsevier, p. 399–421.
- [83] Russell, S. J. et Norvig, P. (2003). *Artificial Intelligence : A Modern Approach*, 2<sup>e</sup> édition. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey.
- [84] Samiee, M. et Goertzen, A. L. (2007). Quantifying the effects of defective block detectors in a 3D whole body pet camera. Dans *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*. p. 4258–4261.
- [85] Schubert, E., Sander, J., Ester, M., Kriegel, H. P. et Xu, X. (2017). DBSCAN revisited, revisited : Why and how you should (still) use DBSCAN. *ACM Transactions on Database Systems*, volume 42, numéro 3, p. 1–21.
- [86] Semmaoui, H., Viscogliosi, N., Belanger, F., Michaud, J.-B., Pepin, C. M., Lecomte, R. et Fontaine, R. (2008). Crystal identification based on recursive-least-squares and

- least-mean-squares auto-regressive models for small animal PET. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 55, numéro 5, p. 2450–2454.
- [87] Semmaoui, H., Viscogliosi, N., Fontaine, R. et Lecomte, R. (2008). Wavelets-based crystal identification of Phoswich detectors for small-animal PET. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 55, numéro 3, p. 930–935.
- [88] Shepp, L. et Vardi, Y. (1982). Maximum likelihood reconstruction for emission tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, volume MI-1, numéro 2, p. 113–122.
- [89] Shepp, L. A. et Logan, B. F. (1974). Reconstructing interior head tissue from X-ray transmissions. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 21, numéro 1, p. 228–236.
- [90] Strauss, L. G. et Conti, P. S. (1991). The applications of PET in clinical oncology. *Journal of Nuclear Medicine Technology*, volume 32, numéro 4, p. 623–48 ; discussion 649–50.
- [91] Tetrault, M. A., Lamy, E. D., Boisvert, A., Thibaudeau, C., Kanoun, M., Dubois, F., Fontaine, R. et Pratte, J. F. (2015). Real-time discrete SPAD array readout architecture for time of flight PET. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 62, numéro 3, p. 1077–1082.
- [92] Tetrault, M.-A., Oliver, J. F., Bergeron, M., Lecomte, R. et Fontaine, R. (2010). Real time coincidence detection engine for high count rate timestamp based PET. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 57, numéro 1, p. 117–124.
- [93] Tetrault, M.-A., Viscogliosi, N., Riendeau, J., Belanger, F., Michaud, J.-B., Semmaoui, H., Berard, P., Lemieux, F., Arpin, L., Bergeron, M., Cadorette, J., Pepin, C., Robert, G., Lepage, M., Lecomte, R. et Fontaine, R. (2008). System architecture of the LabPET small animal PET scanner. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 55, numéro 5, p. 2546–2550.
- [94] Thompson, C., Camborde, M.-L. et Casey, M. (2005). A central positron source to perform the timing alignment of detectors in a PET scanner. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 52, numéro 5 I, p. 1300–1304.
- [95] Torres-Espallardo, I., Rafecas, M., Spanoudaki, V., McElroy, D. et Ziegler, S. (2008). Effect of inter-crystal scatter on estimation methods for random coincidences and subsequent correction. *Physics in Medicine and Biology*, volume 53, numéro 9, p. 2391–411.
- [96] Tuna, U., Peltonen, S. et Ruotsalainen, U. (2010). Gap-filling for the high-resolution PET sinograms with a dedicated DCT-domain filter. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, volume 29, numéro 3, p. 830–839.
- [97] Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, volume 49, p. 433–460.

- [98] van der Walt, S., Colbert, S. C. et Varoquaux, G. (2011). The NumPy Array : A structure for efficient numerical computation. *Computing in Science & Engineering*, volume 13, numéro 2, p. 22–30.
- [99] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R. et Kavuri, S. N. (2003). A review of process fault detection and diagnosis : Part II : Qualitative models and search strategies. *Computers & Chemical Engineering*, volume 27, numéro 3, p. 313–326.
- [100] Viscogliosi, N., Riendeau, J., Berard, P., Tetrault, M.-A., Lefebvre, R., Lecomte, R. et Fontaine, R. (2008). Real time implementation of a Wiener filter based crystal identification algorithm. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 55, numéro 3, p. 925–929.
- [101] Von Borczyskowski, D., Wilke, F., Martin, B., Brenner, W., Clausen, M., Mester, J. et Buchert, R. (2006). Evaluation of a new expert system for fully automated detection of the Alzheimer’s dementia pattern in FDG PET. *Nuclear Medicine Communications*, volume 27, numéro 9, p. 739–743.
- [102] Watanuki, S., Tashiro, M., Miyake, M., Ishikawa, Y., Itoh, M., Yanai, K., Sakemi, Y., Fukuda, H. et Ishii, K. (2010). Long-term performance evaluation of positron emission tomography : analysis and proposal of a maintenance protocol for long-term utilization. *Annals of Nuclear Medicine*, volume 24, numéro 6, p. 461–468.
- [103] Watson, C. (2000). New, faster, image-based scatter correction for 3D PET. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 47, numéro 4, p. 1587–1594.
- [104] Weissleder, R. et Mahmood, U. (2001). Molecular imaging. *Radiology*, volume 219, numéro 2, p. 316–33.
- [105] Younus, A. M. et Yang, B.-S. (2010). Wavelet co-efficient of thermal image analysis for machine fault diagnosis. Dans *Prognostics and System Health Management Conference*. IEEE, Macao, p. 1–6.
- [106] Yousefzadeh, H. C., Viscogliosi, N., Tétrault, M.-A., Pepin, C. M., Berard, P., Bergeron, M., Semmaoui, H., Lecomte, R. et Fontaine, R. (2008). A fast crystal identification algorithm applied to the LabPET<sup>TM</sup> phoswich detectors. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, volume 55, numéro 3, p. 1644–1651.
- [107] Zhang, D.-Q. et Chen, S.-C. (2004). A novel kernelized fuzzy C-means algorithm with application in medical image segmentation. *Artificial Intelligence in Medicine*, volume 32, numéro 1, p. 37–50.
- [108] Zio, E. et Gola, G. (2006). Neuro-fuzzy pattern classification for fault diagnosis in nuclear components. *Annals of Nuclear Energy*, volume 33, numéro 5, p. 415–426.







